



TUGAS AKHIR - SS 145561

**PERAMALAN CURAH HUJAN DENGAN
MENGUNAKAN METODE ARIMA BOX-JENKINS
SEBAGAI PENDUKUNG KALENDER TANAM PADI DI
KABUPATEN BOJONEGORO**

NURUL HUDA INSANI
NRP 1312 030 056

Dosen Pembimbing
Dr. Irhamah, S.Si., M.Si.

PROGRAM STUDI DIPLOMA III
JURUSAN STATISTIKA
Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam
Institut Teknologi Sepuluh Nopember
Surabaya 2015



FINAL PROJECT - SS 145561

FORECASTING RAINFALL BY USING ARIMA BOX-JENKINS METHOD AS THE SUPPORT OF RICE PLANTING CALENDAR IN DISTRICT BOJONEGORO

NURUL HUDA INSANI
NRP 1312 030 056

Supervisor
Dr. Irhamah, S.Si., M.Si.

DIPLOMA III STUDY PROGRAMME
DEPARTMENT OF STATISTICS
Faculty of Mathematics and Natural Science
Tenth Nopember Institute of Technology
Surabaya 2015

LEMBAR PENGESAHAN

PERAMALAN CURAH HUJAN DENGAN MENGUNAKAN METODE ARIMA BOX-JENKINS SEBAGAI PENDUKUNG KALENDER TANAM PADI DI KABUPATEN BOJONEGORO

TUGAS AKHIR

Diajukan Untuk Memenuhi Salah Satu Syarat
Memperoleh Gelar Ahli Madya
pada

Program Studi Diploma III Jurusan Statistika
Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam
Institut Teknologi Sepuluh Nopember

Oleh :
NURUL HUDA INSANI
NRP. 1312 030 056

Disetujui oleh Pembimbing Tugas Akhir :

Dr. Irhamah S.Si., M.Si.
NIP. 19780406 200112 2 002

(*Irhamah S.Si., M.Si.*)

Mengetahui
Ketua Jurusan Statistika FMIPA-ITS



Dr. Muhammad Mashuri, MT.
NIP. 19620408 198701 1 001

JURUSAN
STATISTIKA SURABAYA, Juli 2015

PERAMALAN CURAH HUJAN DENGAN MENGUNAKAN METODE ARIMA BOX-JENKINS SEBAGAI PENDUKUNG KALENDER TANAM PADI DI KABUPATEN BOJONEGORO

Nama Mahasiswa : Nurul Huda Insani
NRP : 1312 030 056
Program Studi : Diploma III
Jurusan : Statistika FMIPA ITS
Dosen Pembimbing : Dr. Irhamah, S.Si., M.Si.

Abstrak

Bojonegoro merupakan salah satu lumbung padi Jawa Timur. Kabupaten ini mengalami penurunan produksi padi secara signifikan pada tahun 2011. Hal tersebut diduga tidak terlepas dari kerentanannya terhadap perubahan iklim. Tipe lahan sawah dominan adalah sawah tadah hujan, maka keberhasilan produksi padi bergantung pada informasi ketersediaan air melalui data curah hujan yang tersusun dalam kalender tanam. Tujuan penelitian ini adalah meramalkan curah hujan Kabupaten Bojonegoro menggunakan metode ARIMA Box-Jenkins untuk menyusun kalender tanam padi periode Januari hingga Juni 2015 mendatang, dengan lokasi penelitian adalah Cawak dan Kedungadem. Penelitian ini menggunakan data curah hujan dasaharian. Kesimpulan yang didapatkan bahwa model ARIMA terbaik untuk pemodelan curah hujan Cawak adalah $(0,1,[1,2])(0,1,1)^{36}$ yang artinya besarnya curah hujan pada waktu ke-t akan dipengaruhi oleh besarnya curah hujan pada 1,36,37 dasahari sebelumnya dan dipengaruhi oleh error hasil ramalan 1,2,36,37,38 dasahari sebelumnya, serta error hasil ramalan ke-t. Sedangkan untuk Kedungadem adalah $([1,53],0,0)(0,1,1)^{36}$ yang artinya besarnya curah hujan pada waktu ke-t akan dipengaruhi oleh besarnya curah hujan pada 1,36,37,53 dasahari sebelumnya, dan dipengaruhi oleh error hasil ramalan 36 dasahari sebelumnya serta error hasil ramalan ke t. Kedua model tersebut menghasilkan akurasi peramalan yang baik. Pola tanam efektif untuk enam bulan pertama Tahun 2015 pada kedua wilayah sama, yaitu palawija.

Kata kunci : ARIMA Box-Jenkins, Curah Hujan, Pola Tanam

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

FORECASTING RAINFALL BY USING ARIMA BOX-JENKINS METHOD AS THE SUPPORT OF RICE PLANTING CALENDAR IN DISTRICT BOJONEGORO

Student Name : Nurul Huda Insani
NRP : 1312 030 056
Programme : Diploma III
Department : Statistics FMIPA ITS
Academic Supervisor: Dr. Irhamah, S.Si., M.Si.

Abstract

Bojonegoro is one of East Java's rice barn. It has a problem that the rice production has significantly decreased in 2011. This is presumably because of its vulnerability to climate change. The type of wetland is dominantly rainfed, therefore the sustainability of rice production depends on the availability of water information through rainfall data arranged in rice planting calendar. The purpose of this study is to forecast rainfall of district Bojonegoro using ARIMA Box-Jenkins method for preparing rice cropping calendar in period January to June 2015, with the location of the research is Cawak and Kedungadem village. This study uses the dasaharian rainfall data. The analysis results shows that the best ARIMA models for modeling Cawak rainfall is $(0, 1, [1, 2])(0, 1, 1)^{36}$ which mean the amount of rainfall at all time t will be affected by the amount of rainfall at previous dasahari 1,36,37 and by error result forecast at previous dasahari 1,2,36,37,38, also error result forecast at time- t . As for Kedungadem is $([1, 53], 0, 0)(0, 1, 1)^{36}$ which mean the amount of rainfall at all time t will be affected by the amount of rainfall at previous dasahari 1,36,37,53 and by error result forecast at previous dasahari 36, also error result forecast at time- t . Both models produce good forecasting accuracy. The effectively cropping pattern for the first six months of 2015 in both village is crops.

Keywords : ARIMA Box-Jenkins, Cropping Pattern, Rainfall

(This page has left blank)

KATA PENGANTAR

Assalamu'alaikum Warohmatullah Wabarokatuh.

Segala puji bagi Allah SWT atas segala berkat, rahmat, taufik, inayah dan hidayah-Nya. Salawat serta Salam senantiasa tercurahkan kepada nabi besar Rasulullah SAW, keluarganya dan keturunannya, para sahabat dan pengikutnya yang tetap istiqomah hingga akhir zaman.

Alhamdulillahirobbil'Alamin, Tugas Akhir dengan judul **“PERAMALAN CURAH HUJAN MENGGUNAKAN METODE ARIMA BOX-JENKINS SEBAGAI PENDUKUNG KALENDER TANAM PADI DI KABUPATEN BOJONEGORO”** ini dapat terselesaikan dengan baik dan tepat waktu. Terselesaikannya Tugas Akhir ini tidak terlepas dari dukungan berbagai pihak yang telah memberikan bimbingan dan bantuan kepada penulis dalam pengerjaannya. Oleh karena itu, pada kesempatan ini penulis mengucapkan terimakasih yang sebesar-besarnya kepada :

1. Ibu Dr. Irhamah, S.Si., M.Si. selaku dosen pembimbing atas semua bimbingan, waktu, semangat, perhatian, saran dan ilmu yang telah diberikan untuk membimbing penulis dalam Tugas Akhir ini,
2. Bapak Dr. Brodjol Sutijo Suprih Ulama, M.Si. dan Ir. Dwi Atmono Agus Widodo, M.Ikom selaku dosen penguji atas kritik, saran dan masukan demi perbaikan Tugas Akhir ini,
3. Bapak Dr. rer. pol. Heri Kuswanto, S.Si.,M.Si. selaku dosen validator yang telah memberikan masukan terhadap kesempurnaan Tugas Akhir ini,
4. Bapak Dr. Muhammad Mashuri, M.T selaku Ketua Jurusan Statistika FMIPA-ITS yang telah memberikan fasilitas-fasilitas untuk kelancaran penyelesaian Tugas Akhir ini,
5. Ibu Dra. Sri Mumpuni Retnaningsih, M.T selaku Ketua Program Studi DIII Jurusan Statistika FMIPA-ITS yang telah banyak membantu dan memberi motivasi demi kelancaran

- dan terselesaikannya Tugas Akhir ini dengan baik,
6. Ibu Ir. Sri Pingit Wulandari, M.Si. selaku Sekretaris Program Studi DIII Jurusan Statistika FMIPA-ITS yang telah membantu dan memberikan semangat kepada penulis selama perkuliahan,
 7. Bapak Prof. Dr. I Nyoman Budiantara, M.Si. selaku dosen wali yang telah membimbing penulis sejak awal masuk kuliah hingga penulis telah menyelesaikan studinya di jenjang DIII ini,
 8. Seluruh Dosen Statistika ITS atas ilmu dan pengalaman yang dibagikan kepada penulis,
 9. Orang tua penulis, Bapak Maryadi dan Ibu Darmini atas segala doa, dukungan, dan motivasi yang sangat luar biasa besarnya sehingga penulis terus bersemangat hingga akhir penyelesaian Tugas Akhir ini serta keluarga besar yang tak henti-hentinya memberikan dukungan dan do'a untuk kesuksesan penulis,
 10. Bapak Amat Subekti, S.Si. selaku Kepala Stasiun Klimatologi BMKG Karangploso Malang dan Bapak Anung Suprayitno, S.Si selaku PMG Muda Bagian Analisa dan Informasi Stasiun Klimatologi BMKG Karangploso Malang yang telah membantu penulis dalam mendapatkan data dan masukan-masukannya yang berguna,
 11. Pemerintah yang telah memberikan bantuan beasiswa Bidikmisi untuk biaya perkuliahan penulis dari awal hingga lulus kuliah jenjang studi DIII ini,
 12. Para pejuang dakwah di Jemaah Masjid Manarul Ilmi dan Forum Studi Islam Statistika ITS yang telah memberikan andil besar dalam kehidupan perkuliahan penulis,
 13. Kakak dan Adik tercinta : Rudi Andrianto, Santi Anila dan Muhammad Bambang Asmoro Aji yang senantiasa memberikan motivasi untuk selalu lebih baik dan bisa membahagiakan orangtua, memberikan dukungan baik moril maupun materiil dan selalu menguatkan dengan doa tiada henti,

14. Sahabat-sahabat yang selalu memberi motivasi serta bantuan dan kebersamaannya dari awal perkuliahan hingga terselesaikannya Tugas Akhir ini : Bernadeta, Herlan, Enggar, Ridho, Mas Bagus, Rohim, Khalid Oki, Brilliant, Irma, Rizkiy, Fitri Amanda, Putri Risqia, Novia, Muchtaroh, Mbak Faiq, Mbak Qurrota'ayun, Mbak Anggun, Mbak Hesti, Mbak Diana, dan Mbak Dian,
15. Teman-teman organisasi Kopma dr. Angka ITS : Bu Lel, Bu Mimin, Mbak Tina, teman-teman Kopma 22, 23, 24 dan Kopma 25 yang telah memberikan semangat dan dukungan yang luar biasa dalam masa perkuliahan DIII ini,
16. Teman-teman Laskar ARIMA : Mbak Husna, Mbak Indah Kurnia, Desi, Adelila, Zakka, Fifi, Endy Norma, Ella, alhamdulillah *sharing* ilmunya bermanfaat,
17. Teman-teman mahasiswa Statistika ITS khususnya Diploma III angkatan 2012 atas segala bantuan dan kebersamaan selama berada di lingkungan kampus ITS Surabaya,
18. Serta semua pihak yang membantu penulis dalam penyusunan Tugas Akhir yang tidak mungkin penulis sebutkan satu persatu.

Penulis menyadari bahwa Tugas Akhir ini masih jauh dari kesempurnaan, maka darii tu saran dan kritik yang bersifat membangun sangat diharapkan guna perbaikan untuk penelitian-penelitian selanjutnya. Semoga Tugas Akhir ini dapat bermanfaat bagi semua pihak. Aamiin.

Wassalamu'alaikum Warohmatullah Wabarokatuh.

Surabaya, Juli 2015

Penulis

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

DAFTAR ISI

	Halaman
HALAMAN JUDUL	i
LEMBAR PENGESAHAN	iii
ABSTRAK	v
ABSTRACT	vii
KATA PENGANTAR	ix
DAFTAR ISI	xiii
DAFTAR TABEL	xvii
DAFTAR GAMBAR	xix
DAFTAR LAMPIRAN	xxiii
BAB I PENDAHULUAN	
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Rumusan Masalah	5
1.3 Tujuan Penelitian	5
1.4 Ruang Lingkup Penelitian	5
1.5 Manfaat Penelitian	6
BAB II TINJAUAN PUSTAKA	
2.1 Analisis <i>Time Series</i>	7
2.2 Stasioneritas <i>Time Series</i>	8
2.2.1 Fungsi Autokorelasi (<i>Autocorrelation Function</i>)/ACF	10
2.2.2 Fungsi Autokorelasi Parsial (<i>Partial Autocorrelation Function</i>)/PACF	11
2.2.3 Uji <i>Augmented Dickey-Fuller</i> (ADF)	12
2.3 ARIMA Box-Jenkins.....	14
2.4 Model-model <i>Time Series</i>	15
2.4.1 Model-model <i>Time series</i> Stasioner	15
2.4.2 Model-model <i>Time series</i> Nonstasioner	16
2.5 Penetapan Model Sementara ARIMA Box-Jenkins.....	19
2.6 Penaksiran Parameter	20
2.7 Pengujian Signifikansi Parameter Model	21
2.8 Pemeriksaan Diagnostik Asumsi Residual	22
2.9 Deteksi <i>Outlier</i>	23

2.10 Pemilihan Model Terbaik	25
2.10.1 Pemilihan Model Terbaik pada Data <i>Training</i> ..	26
2.10.2 Pemilihan Model Terbaik pada Data <i>Testing</i> ..	26
2.11 Peramalan	27
2.12 Curah Hujan.....	27
2.13 Penentuan Pola Tanam Padi.....	28
BAB III METODOLOGI PENELITIAN	
3.1 Sumber Data	31
3.2 Variabel Penelitian.....	31
3.3 Lokasi Penelitian.....	33
3.4 Langkah Analisis	34
3.5 Diagram Alir	36
BAB IV ANALISIS DAN PEMBAHASAN	
4.1 Karakteristik Curah Hujan di Kabupaten Bojonegoro dari Tahun 2000 hingga 2014	39
4.2 Pemodelan dan Peramalan Curah Hujan di Pos Cawak Kabupaten Bojononegoro dengan Menggunakan Metode ARIMA Box-Jenkins ..	44
4.2.1 Identifikasi Model ARIMA.....	45
4.2.2 Estimasi dan Pengujian Signifikansi Parameter ..	51
4.2.3 Pemeriksaan Diagnostik.....	53
4.2.4 Validasi Model	59
4.2.5 Pemilihan Model Terbaik.....	62
4.2.6 Peramalan.....	64
4.2.7 Kalender Tanam Padi Cawak Periode Januari - Juni 2015	65
4.3 Pemodelan dan Peramalan Curah Hujan di Pos Kedungadem Kabupaten Bojonegoro dengan Menggunakan Metode ARIMA Box-Jenkins ..	66
4.3.1 Identifikasi Model ARIMA.....	67
4.3.2 Estimasi dan Pengujian Signifikansi Parameter ..	71
4.3.3 Pemeriksaan Diagnostik.....	72
4.3.4 Validasi Model	74
4.3.5 Interpretasi Model	77
4.3.6 Peramalan.....	78

4.3.7 Kalender Tanam Padi Pos Kedungadem	
Periode Januari - Juni 2015.....	80
BAB V KESIMPULAN DAN SARAN	
5.1 Kesimpulan.....	83
5.2 Saran.....	83
DAFTAR PUSTAKA	85
LAMPIRAN	89
BIODATA PENULIS	131

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

DAFTAR TABEL

	Halaman
Tabel 2.1 Nilai λ dan Transformasi.....	10
Tabel 2.2 Kriteria Penentuan Orde ARIMA	19
Tabel 2.3 Kriteria Penentuan Orde ARIMA Musiman	20
Tabel 2.4 Penentuan Pola Tanam Padi oleh Harwood.....	29
Tabel 3.1 Variabel Penelitian	31
Tabel 3.2 Struktur Data Penelitian	32
Tabel 4.1 Karakteristik Curah Hujan Pos Cawak dan Pos Kedungadem dari Tahun 2000 hingga 2014.....	39
Tabel 4.2 Estimasi dan Pengujian Signifikansi Parameter Model ARIMA ([1,33],1, [1,2]).....	51
Tabel 4.3 Estimasi dan Pengujian Signifikansi Parameter Model ARIMA (1,0,1)(1,1,0) ³⁶	52
Tabel 4.4 Estimasi dan Pengujian Signifikansi Parameter Model ARIMA (0,1,1)(0,1,1) ³⁶	52
Tabel 4.5 Estimasi dan Pengujian Signifikansi Parameter Model ARIMA (0,1,[1,2])(0,1,1) ³⁶	53
Tabel 4.6 Hasil Uji <i>Ljung-Box</i> Model Sementara ARIMA([1,33],1,[1,2])	53
Tabel 4.7 Hasil Uji <i>Ljung-Box</i> Model Sementara ARIMA(1,0,1)(1,1,0) ³⁶	54
Tabel 4.8 Hasil Uji <i>Ljung-Box</i> Model Sementara ARIMA(0,1,1)(0,1,1) ³⁶	54
Tabel 4.9 Hasil Uji <i>Ljung-Box</i> Model Sementara ARIMA(0,1,[1,2])(0,1,1) ³⁶	54
Tabel 4.10 Uji Normalitas Residual Model ARIMA Cawak dengan <i>Kolmogorov-Smirnov</i>	55

Tabel 4.11	Estimasi Parameter dan Pengujian Signifikansi Parameter Model ARIMA (1,0,1)(1,1,0) ³⁶ dengan deteksi <i>outlier</i>	57
Tabel 4.12	Hasil Uji Asumsi Model Sementara ARIMA(1,0,1)(1,1,0) ³⁶ dengan deteksi <i>outlier</i>	58
Tabel 4.13	Kriteria Keباikan Model ARIMA Pos Cawak dengan AIC dan SBC	60
Tabel 4.14	Kriteria Keباikan Model ARIMA Pos Cawak dengan RMSE dan sMAPE	62
Tabel 4.15	Hasil Ramalan Curah Hujan Pos Cawak Periode Januari hingga Juni 2015	64
Tabel 4.16	Estimasi dan Pengujian Signifikansi Parameter Model ARIMA ([1,53],0,0)(1,1,0) ³⁶	71
Tabel 4.17	Estimasi dan Pengujian Signifikansi Parameter Model ARIMA ([1,53],0,0)(0,1,1) ³⁶	72
Tabel 4.18	Hasil Uji <i>Ljung-Box</i> Model Sementara ARIMA ([1,53],0,0)(1,1,0) ³⁶	72
Tabel 4.19	Hasil Uji <i>Ljung-Box</i> Model Sementara ARIMA ([1,53],0,0)(0,1,1) ³⁶	73
Tabel 4.20	Uji Normalitas Residual Model ARIMA Kedungadem dengan <i>Kolmogorov-Smirnov</i>	73
Tabel 4.21	Kriteria Keباikan Model ARIMA Pos Kedungadem dengan AIC dan SBC	76
Tabel 4.21	Kriteria Keباikan Model ARIMA Pos Kedungadem dengan RMSE dan sMAPE	77
Tabel 4.22	Hasil Ramalan Curah Hujan Pos Kedungadem Periode Januari hingga Juni 2015	79

DAFTAR GAMBAR

	Halaman
Gambar 2.1 Ilustrasi Jenis-jenis Pola Data <i>Time Series</i>	8
Gambar 3.1 Peta Topografi Lokasi Penelitian.....	34
Gambar 3.2 Diagram Alir Langkah Analisis Penelitian.....	37
Gambar 4.1 Variasi Sebaran Curah Hujan Bulanan Selama 15 Tahun dari Tahun 2000 hingga 2014: Pos Cawak (a), Pos Kedungadem ...	40
Gambar 4.2 Variasi Sebaran Curah Hujan Selama 15 Tahun Terakhir dari Tahun 2000 hingga 2014 Pos Cawak (a) dan Pos Kedungadem (b).....	42
Gambar 4.3 Plot <i>Time series</i> Curah Hujan Pos Cawak dari Tahun 2000 hingga 2014.....	44
Gambar 4.4 Nilai Estimasi Lambda pada Pengujian Stasioneritas Varians Curah Hujan Pos Cawak.....	45
Gambar 4.5 Nilai Estimasi Transformasi $1/\sqrt{Z_t}$ pada Pengujian Stasioneritas Varians Curah Hujan Pos Cawak.....	46
Gambar 4.6 Plot <i>Time Series</i> , ACF dan PACF Data Transformasi $1/\sqrt{Z_t}$ Curah Hujan Pos Cawak.....	47
Gambar 4.7 Plot <i>Time Series</i> , ACF dan PACF Curah Hujan Pos Cawak Setelah <i>Differencing</i> 1 ...	48
Gambar 4.8 Plot <i>Time Series</i> , ACF dan PACF Curah Hujan Pos Cawak Setelah <i>Differencing</i> 36 .	49
Gambar 4.9 Plot <i>Time Series</i> , ACF dan PACF Curah Hujan Cawak Setelah <i>Differencing</i> 36 dan 1.....	50
Gambar 4.10 Kurva Distribusi Normal Residual Dugaan Model ARIMA Cawak.....	55
Gambar 4.11 Plot Hasil Perbandingan Ramalan dengan Data <i>Training</i> (Aktual) Curah Hujan Pos Cawak dengan kedua Dugaan	

	Model ARIMA Sementara.....	60
Gambar 4.12	Plot Hasil Perbandingan Ramalan dengan Data <i>Testing</i> (Aktual) Curah Hujan Pos Cawak dengan kedua Dugaan Model ARIMA Sementara.....	61
Gambar 4.13	Kalender Tanam Padi untuk Cawak Kabupaten Bojonegoro Periode Januari hingga Juni 2015	66
Gambar 4.14	Plot <i>Time series</i> Curah Hujan Pos Kedungadem dari Tahun 2000 hingga 2014.....	67
Gambar 4.15	Nilai Estimasi Lambda pada Pengujian Stasioneritas Varians Curah Hujan Pos Kedungadem	68
Gambar 4.16	Nilai Estimasi Transformasi $1/\sqrt{Z_t}$ pada Pengujian Stasioneritas Varians Curah Hujan Pos Kedungadem	68
Gambar 4.17	Plot <i>Time Series</i> , ACF dan PACF Data Transformasi $1/\sqrt{Z_t}$ Curah Hujan Pos Kedungadem	69
Gambar 4.18	Plot <i>Time Series</i> , ACF dan PACF Data Curah Hujan Pos Kedungadem Setelah <i>Differencing</i> 36	70
Gambar 4.19	Kurva Distribusi Normal Residual Dugaan Model ARIMA Kedungadem	74
Gambar 4.20	Plot Hasil Perbandingan Ramalan dengan Data <i>Training</i> (Aktual) Curah Hujan Pos Kedungadem Menggunakan Model ARIMA Terbaik	75
Gambar 4.21	Plot Hasil Perbandingan Ramalan dengan Data <i>Testing</i> (Aktual) Curah Hujan Pos Kedungadem dengan Model ARIMA([1, 53],0,0)(0, 0, 1) ³⁶	76
Gambar 4.22	Kalender Tanam Padi untuk Kedungadem Kabupaten Bojonegoro Periode Januari	

hingga Juni 2015.....	80
-----------------------	----

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Kabupaten Bojonegoro dikenal sebagai lumbung padi Jawa Timur yang menyumbang sebesar 802.528 ton produksi padi di Jawa Timur pada tahun 2013 (BPS Jatim 2014). Kabupaten ini dilewati aliran sungai Bengawan Solo sepanjang 6.237 km, sehingga daerah setinggi 25 meter diatas aliran sungai merupakan daerah dataran rendah subur dengan pertanian yang ekstensif. 33,31% penggunaan lahan Bojonegoro merupakan lahan sawah yang sebagian besar berada di sepanjang aliran sungai Bengawan Solo (Bojonegoro Dalam Angka 2014). 51,80% dari lahan sawah tersebut adalah tipe sawah tadah hujan yang mengandalkan ketersediaan air dalam produksi padi, sedangkan sisanya merupakan sawah teknis yang mengandalkan irigasi dari sungai Bengawan Solo dan waduk (Bojonegoro Dalam Angka 2014). Sektor pertanian merupakan andalan karena karena menyerap sekitar 42,5% total tenaga kerja dan menyumbang PDRB terbesar kedua setelah sektor pertambangan yaitu mencapai 2.214,30 miliar (Bojonegoro Dalam Angka 2012). Masalah yang timbul adalah subsektor tanaman pangan Bojonegoro mengalami penurunan produksi secara signifikan dari tahun ke tahun. Pada tahun 2009 hingga 2013, produksi padi berturut-turut sebesar 871.500 ton, 888.315 ton, 707.970 ton, 803.059 ton dan 802.528 ton (Bojonegoro Dalam Angka 2014).

Salah satu penyebab penurunan produksi padi adalah cuaca ekstrim. Cuaca ekstrim merupakan fenomena fisik atmosfer di suatu tempat pada waktu tertentu dan berskala jangka pendek serta bersifat ekstrim. Indikasinya adalah suhu permukaan udara diatas 35⁰C dan curah hujan dalam satu hari mencapai lebih dari 50 mm (BMKG 2014). Sementara data terakhir pada tahun 2009 menyebutkan bahwa suhu permukaan udara Bojonegoro mencapai 35⁰C dan rata-rata curah hujan sebesar 89 – 142 mm/tahun (Bojonegoro Dalam Angka 2010). Selain mengacaukan pola tanam, cuaca ekstrim juga memicu munculnya hama wereng yang merusak tanaman sehingga menyebabkan gagal panen. Cuaca

ekstrem merupakan fenomena akibat adanya perubahan iklim.

Intergovernmental Panel on Climate Change (IPCC) melaporkan bahwa temperatur udara global telah meningkat $0,6^{\circ}\text{C}$ sejak 1861 yang disebabkan oleh aktivitas manusia sehingga gas-gas rumah kaca meningkat ke atmosfer. IPCC memprediksi temperatur rata-rata global akan meningkat 1,1 hingga $6,4^{\circ}\text{C}$ antara tahun 1990 dan 2100 (IPCC 2007). Kondisi ini akan menyebabkan iklim terus menghangat selama periode tertentu akibat emisi CO_2 yang telah dilepaskan. Gas tersebut akan tetap berada di atmosfer selama seratus tahun atau lebih hingga alam mampu menyerapnya kembali. Dampak dari pemanasan global ini akan mempengaruhi pola presipitasi (curah hujan) dan variasi iklim yang sangat fluktuatif sehingga mengancam keberhasilan produksi pangan (Stocker *et al.* 2007). Perubahan iklim berdampak pada mundurnya awal musim hujan dan makin panjangnya periode musim kemarau.

Pergeseran pola hujan mempengaruhi bergesernya musim, waktu tanam dan penentuan pola tanam serta degradasi lahan sawah (Las *et al.* 2008). Tanaman musiman relatif sensitif terhadap ketersediaan air, sehingga kondisi iklim yang tidak menentu dapat mempengaruhi kelangsungan hidup tanaman pangan. Kajian terkait dampak perubahan iklim di bidang pertanian oleh *National Academy of Science/NAS* (2007) menunjukkan bahwa Indonesia telah dipengaruhi secara nyata oleh adanya variasi hujan tahunan dan antar tahun karena adanya *El-Nino Southern Oscillation* (ENSO). ENSO merupakan fenomena anomali iklim global di kawasan laut pasifik, yaitu memanaskan atau mendinginkannya suhu air laut jauh di atas atau di bawah kondisi normal (suhu air laut rata-rata). Pada tahun-tahun El-Nino, curah hujan akan menurun jauh di bawah normal sehingga menyebabkan terjadinya kekeringan yang panjang di Indonesia. Sebaliknya pada tahun La-Nina, curah hujan akan meningkat di atas normal sehingga menyebabkan banjir. Kekeringan akan menghambat pasokan air terutama pada sawah tadah hujan, sementara banjir akan menyebabkan pasokan air

berlebih yang merusak ekosistem persawahan (LAPAN 2014). Siklus ENSO mengalami peningkatan dari 3 – 7 tahun sekali menjadi 2 – 5 tahun sekali akibat adanya pemanasan global (Timmerman 1999).

Penelitian ini mengambil studi kasus di wilayah timur dan selatan Bojonegoro yaitu Cawak dan Kedungadem. Cawak merupakan salah satu desa di Kecamatan Ngimbang Bojonegoro Timur dengan topografi lahan datar sehingga tidak memungkinkan adanya pembangunan waduk dan embung berskala besar untuk pengairan sawah. Daerah ini rawan kekeringan karena letaknya yang jauh dari aliran sungai Bengawan Solo, sehinggaantisipasi kekeringan dilakukan melalui pemanfaatan hujan. Sedangkan Kedungadem merupakan salah satu kecamatan di Bojonegoro Selatan dengan tipe sawah dominan adalah sawah tadah hujan yang mengandalkan ketersediaan air dalam produksi padi. Selama ini untuk mencukupi pengairan persawahan di wilayah timur dan selatan Bojonegoro mengandalkan cadangan air Waduk Pacal. Tetapi debit Waduk Pacal kini juga menipis tinggal 500.000 m³. Begitu pula 87 embung yang ada di Bojonegoro juga mengering ketika musim kemarau (Dinas Pertanian Bojonegoro 2014). Sebaliknya pada musim hujan, aliran air dari Bengawan Solo terlalu melimpah yang mengacaukan pola tanam. Oleh karena itu, keberhasilan produksi padi bergantung pada informasi ketersediaan air melalui data curah hujan yang tersusun dalam kalender tanam. Informasi ramalan curah hujan yang akurat akan mengurangi kerugian akibat kegagalan panen.

Penelitian mengenai pemodelan curah hujan telah banyak dilakukan. Sutrisno (2009) meramalkan curah hujan di Surabaya dengan metode ARIMA dan menghasilkan model peramalan curah hujan yang nonstasioner melalui proses *differencing*. Tetapi model ini belum menitikberatkan faktor musiman (*seasonal*) yang merupakan sifat data curah hujan. Padahal menurut Vermeullen, *et. al* (2012) memasukkan faktor musiman sangat penting karena sangat mempengaruhi peramalan. Penelitian yang lain dilakukan oleh Widiarso (2012) dengan judul “*Peramalan Curah Hujan di Kabupaten Ngawi Menggunakan Metode ARIMA Box-Jenkins*”.

Penelitian tersebut mengambil lokasi penelitian stasiun pengamatan curah hujan Mantingan dan Ngale menggunakan data curah hujan dasaharian periode Januari 1990 sampai Desember 2010. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model ARIMA terbaik yang didapatkan untuk stasiun Mantingan tidak memenuhi asumsi residual berdistribusi normal dan model ARIMA terbaik yang didapatkan untuk stasiun Ngale hanya memenuhi asumsi *white noise* hingga lag ke-12. Penanganan residual yang tidak memenuhi asumsi distribusi normal dilakukan dengan deteksi *outlier* secara visual dengan *box-plot* dan menganggap data *outlier* sebagai data *missing* untuk kemudian diganti dengan nilai *mean* dari data. Penanganan ini dalam kenyataannya belum mampu mengakomodasi adanya pelanggaran asumsi residual berdistribusi normal, sehingga hasil pemodelan tidak dapat digunakan untuk peramalan. Penelitian selanjutnya dilakukan oleh Darmawan dkk (2009) dengan judul “Pemodelan Curah Hujan dan Peramalan Angka Curah Hujan Bulanan Menggunakan Analisis Runtun Waktu (Studi Kasus Daerah Sekitar Bandara Ngurah Rai). Penelitian tersebut menjelaskan bahwa model ARIMA Box-Jenkins musiman multiplikatif dapat menghasilkan model perilaku curah hujan yang sesuai. Penelitian mengenai pemodelan curah hujan juga dilakukan oleh Maulidiyanto (2009), Hendrantoro (2009) dan Suhartono (2009) yang berjudul “Pemodelan Arima dan Deteksi *Outlier* Data Curah Hujan Sebagai Evaluasi Sistem Radio Gelombang Milimeter” menghasilkan model ARIMA(2,1,0) dan menurunkan nilai MSE sebesar 23,17% dengan rata-rata penurunan sebesar 6,5% sehingga residual cenderung mendekati asumsi distribusi normal.

Berdasarkan latar belakang yang telah dijelaskan, maka pada Tugas Akhir ini penulis mengambil judul “*Peramalan Curah Hujan Menggunakan Metode ARIMA Box-Jenkins sebagai Pendukung Kalender Tanam Padi di Kabupaten Bojonegoro*”. Data yang digunakan adalah data curah hujan dasaharian pada dua stasiun pengamatan yaitu stasiun Cawak dan stasiun Kedung Adem periode Januari 2004 hingga Desember 2014. Perbedaan

penelitian ini dibandingkan dengan penelitian-penelitian sebelumnya adalah membuat kalender tanam padi dan penentuan pola tanam yang sesuai berdasarkan hasil ramalan curah hujan. Selain itu, ketika data curah hujan teridentifikasi adanya pola musiman, maka dilakukan *differencing* sesuai *lag* musiman. Selanjutnya dilakukan penanganan jika kesesuaian model terlanggar, seperti pada residual yang tidak memenuhi asumsi *white noise* maka ditangani dengan *overfitting* model. Jika tidak memenuhi asumsi berdistribusi normal, maka ditangani dengan deteksi *outlier*. Hal ini dilakukan sebagai upaya untuk menangani pelanggaran asumsi residual model yang didapatkan. Penelitian ini dilakukan sebagai salah satu bentuk upaya adaptasi antisipatif jangka pendek untuk sektor pertanian di Kabupaten Bojonegoro terkait dengan cuaca ekstrim. Diharapkan informasi ramalan curah hujan yang sesuai akan membantu penyusunan kalender tanam dan penentuan pola tanam yang sesuai sehingga dapat meminimalisir dampak kerugian gagal panen.

1.2 Perumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang yang telah dijelaskan, maka permasalahan yang diambil dalam penelitian ini adalah bagaimana peramalan curah hujan di Kabupaten Bojonegoro dengan menggunakan metode ARIMA Box-Jenkins?

1.3 Tujuan Penelitian

Tujuan yang ingin dicapai dalam penelitian ini adalah mendapatkan peramalan curah hujan di Kabupaten Bojonegoro dengan menggunakan metode ARIMA Box-Jenkins.

1.4 Ruang Lingkup Penelitian

Ruang lingkup yang digunakan sebagai batasan dalam penelitian ini adalah sebagai berikut.

1. Periode data curah hujan dasaharian yang digunakan adalah Januari 2000 hingga Desember 2014.
2. Lokasi penelitian yang diambil adalah 2 stasiun dari 22

stasiun penakar hujan yang ada di Kabupaten Bojonegoro yaitu stasiun Cawak dan Kedung Adem.

1.5 Manfaat Penelitian

Manfaat yang dapat diambil dari penelitian ini adalah sebagai berikut.

1. Bagi Dinas Pertanian Kabupaten Bojonegoro, dapat memberikan informasi tambahan terkait dengan hasil peramalan curah hujan untuk periode mendatang sehingga dapat memberikan rekomendasi kalender masa tanam dan penentuan pola tanam untuk periode mendatang.
2. Bagi peneliti, dapat mengaplikasikan ilmu Statistika khususnya metode peramalan yang telah dipelajari untuk meramalkan curah hujan yang dapat membantu sektor pertanian di Kabupaten Bojonegoro.

BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

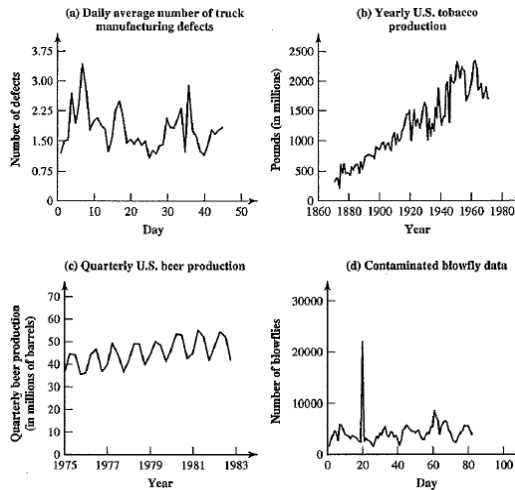
2.1 Analisis *Time series*

Time series adalah serangkaian data pengamatan yang terjadi berdasarkan indeks waktu secara berurutan dengan interval waktu yang tetap (Wei, 2006). Sedangkan analisis *time series* adalah analisis statistika yang diterapkan untuk meramalkan kemungkinan keadaan yang akan terjadi di masa yang akan datang berdasarkan nilai pada pengamatan sebelumnya dalam rangka pengambilan keputusan. Secara umum, *time series* pada saat t_i adalah variabel acak dari pengamatan Z_{t_i} dan dapat dituliskan $Z_{t_1}, Z_{t_2}, \dots, Z_{t_n}$ (Makridakis, Wheelwright & McGee 1999).

Langkah terpenting dalam memilih metode analisis *time series* yang tepat adalah mempertimbangkan jenis pola data (Makridakis dkk 1999). Pola data *time series* dapat dibedakan menjadi empat jenis sebagai berikut.

1. Pola horisontal, terjadi apabila nilai data berfluktuasi disekitar nilai *mean* yang konstan. Tipe ini pada data *time series* diebut sebagai *stationary*, Sebagai contoh, penjualan tiap bulan suatu produk tidak meningkat atau menurun secara konsisten pada suatu waktu dapat dipertimbangkan untuk pola horisontal.
2. Pola tren, terjadi apabila data menunjukkan pola kecenderungan naik atau turun bahkan konstan untuk jangka waktu yang panjang. Sebagai contoh, peningkatan rata-rata PDB per kapita suatu negara selama 10 tahun.
3. Pola musiman, terjadi apabila data menunjukkan pola perubahan yang berulang secara otomatis dalam suatu interval tertentu. Hal ini terjadi karena dipengaruhi oleh faktor musiman seperti faktor cuaca, musim libur panjang, musim tahun ajaran baru dan lain-lain. Sebagai contoh, penjualan seragam sekolah bulanan.

4. Pola siklis, terjadi apabila datanya dipengaruhi oleh fluktuasi ekonomi jangka panjang membentuk pola gelombang/siklus. Sebagai contoh, penjualan mobil dari tahun 2000 hingga 2008 pada sebuah perusahaan *dealer* mobil. Ketika keadaan ekonomi rakyat membaik, maka penjualan mobil yang termasuk kebutuhan tersier akan meningkat dan sebaliknya.



Gambar 2.1 Ilustrasi Jenis-jenis Pola Data *Time Series*

Sumber : Wei, 2006

Terdapat beberapa konsep dasar yang harus diketahui dalam analisis *time series*, antara lain stasioneritas, autokorelasi (ACF) dan autokorelasi parsial (PACF). Ketiga konsep ini dijelaskan sebagai berikut.

2.2 Stasioneritas *Time series*

Stasioneritas *time series* adalah asumsi yang mendasari bahwa proses suatu deret pengamatan tidak berubah seiring dengan adanya perubahan waktu. Jika suatu *time series* Z_t stasioner, maka *mean* dan *varians* deret tersebut tidak dipengaruhi oleh berubahnya waktu pengamatan, sehingga proses berada dalam keseimbangan statistik (Wei, 2006). Dengan kata lain, data

time series yang stasioner adalah relatif berfluktuasi konstan disekitar nilai *mean*. Bentuk suatu proses $\{Z_t\}$ disebut stasioner kuat (*strictly stationary*) yaitu jika distribusi bersama dari $Z_{t_1}, Z_{t_2}, \dots, Z_{t_n}$ sama dengan distribusi bersama dari $Z_{t_1-k}, Z_{t_2-k}, \dots, Z_{t_n-k}$ untuk setiap titik waktu t_1, t_2, \dots, t_n dan semua waktu dalam lag k . Akibatnya :

$$1. \quad E(Z_t) = E(Z_{t-k}) = \mu$$

$$2. \quad Var(Z_t) = Var(Z_{t-k}) = E(Z_t - \mu)^2 = E(Z_{t+k} - \mu)^2 = \sigma^2$$

untuk setiap nilai t dan k sedemikian hingga fungsi *mean* dan *varians* bersifat konstan dari waktu ke waktu (Cryer & Chan, 2008).

Seringkali *time series* tidak stasioner dalam *mean* akibat adanya pola seiring dengan perubahan waktu. Suatu deret yang nonstasioner dapat direduksi menjadi deret yang stasioner melalui *differencing* menggunakan operator *shift* mundur (*backward shift*) yang dinotasikan Δ^d atau dapat ditulis $(1 - B)^d$ dengan :

$$\Delta Z_t = Z_t - Z_{t-1} \quad (2.1)$$

Ketika data tidak stasioner dalam *varians*, dilakukan transformasi untuk menstabilkan *varians* atau membuat *varians* menjadi homogen. Salah satu transformasi yang bisa digunakan adalah *Power Transformation*. Secara umum, *Power Transformation* diberikan sebagai berikut.

$$T(Z_t) = \begin{cases} \frac{Z_t^\lambda - 1}{\lambda} & ; \lambda \neq 0 \\ \ln Z_t & ; \lambda = 0 \end{cases} \quad (2.2)$$

Untuk λ yang bernilai nol, maka dilakukan Transformasi Logaritma sebagai berikut.

$$\lim_{\lambda \rightarrow 0} T(Z_t) = \lim_{\lambda \rightarrow 0} \frac{Z_t^\lambda - 1}{\lambda} = \ln(Z_t) \quad (2.3)$$

Dimana Z_t adalah pengamatan pada waktu ke- t dan λ adalah

parameter yang digunakan untuk transformasi. Metode ini diperkenalkan oleh Box dan Cox (1964) di dalam Wei (2006). Berikut adalah nilai λ yang sering digunakan dan bentuk transformasinya.

Tabel 2.1 Nilai λ dan Transformasi

Nilai λ	Transformasi
-1,0	$\frac{1}{Z_t}$
-0,5	$\frac{1}{\sqrt{Z_t}}$
0,0	$\ln Z_t$
0,5	$\sqrt{Z_t}$
1,0	Z_t (tidak perlu ditransformasi)

Data dikatakan stasioner dalam varians apabila batas bawah dan batas atas dari transformasi *Box-Cox* memuat nilai $\lambda = 1$, sebaliknya dikatakan tidak stasioner dalam varians apabila batas bawah dan batas atas tidak memuat angka 1. Stasioneritas data runtun waktu harus terpenuhi karena digunakan untuk membuat kesimpulan statistik tentang struktur proses stokastik berdasarkan catatan yang diamati dari proses tersebut (Cryer & Chan, 2008).

2.2.1 Fungsi Autokorelasi (*Autocorrelation Function*)/ACF

Koefisien korelasi antara Z_t dan Z_{t-k} disebut autokorelasi pada lag- k dan biasanya dinotasikan dengan ρ_k . Autokorelasi menunjukkan adanya hubungan antar residual atau dapat dikatakan residual bersifat tidak saling independen. Kasus seperti ini sering dijumpai pada data *time series* (Dwiatmono, Dedy & Jerry 2009). Fungsi autokorelasi (ACF) adalah fungsi yang menunjukkan besarnya keeratan hubungan antara pengamatan pada waktu ke- t (dinotasikan dengan Z_t) dengan pengamatan

pada waktu yang sebelumnya (dinotasikan dengan $Z_{t-1}, Z_{t-2}, \dots, Z_{t-k}$). ACF dapat digunakan untuk mengidentifikasi kestasioneran data *time series* selain menggunakan plot *time series* dan mengidentifikasi model *time series* yang akan digunakan. Jika lag-lag turun cepat menuju nol, maka dikatakan data stasioner dalam mean. Sebaliknya jika lag-lag ACF turun lambat menuju nol maka dikatakan data tidak stasioner dalam mean. Misalkan \bar{Z} adalah rata-rata (*mean*) sampel dimana $\bar{Z} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n Z_i$, maka autokorelasi sampel lag 1 dari Z_t diberikan sebagai berikut.

$$\hat{\rho}_1 = \frac{\sum_{t=1}^{n-1} (Z_t - \bar{Z})(Z_{t+1} - \bar{Z})}{\sum_{t=1}^n (Z_t - \bar{Z})^2} \quad (2.4)$$

$$\hat{\rho}_k = \frac{\sum_{t=1}^{n-k} (Z_t - \bar{Z})(Z_{t+k} - \bar{Z})}{\sum_{t=1}^n (Z_t - \bar{Z})^2} \quad (2.5)$$

dimana k adalah lag waktu, $\hat{\rho}_k$ adalah autokorelasi sampel pada lag k , Z_t adalah pengamatan pada waktu ke- t , \bar{Z} adalah rata-rata pengamatan seluruh periode data dan Z_{t+k} adalah pengamatan pada waktu ke $t+k$ atau waktu sesudahnya (Wei, 2006).

2.2.2 Fungsi Autokorelasi Parsial (*Partial Autocorrelation Function*)/PACF

Autokorelasi parsial antara pengamatan pada waktu ke- t (Z_t) dan pengamatan pada waktu sesudahnya (Z_{t+k}) didefinisikan sebagai korelasi antara Z_t dan Z_{t+k} setelah dependensi linear pada variabel $Z_{t+1}, Z_{t+2}, \dots, Z_{t+k-1}$ telah dihilangkan. PACF pada suatu *time series* yang stasioner adalah sebuah fungsi yang berguna

untu menentukan order p dari model AR. PACF dinotasikan dengan ϕ_{kk} . Perhitungan nilai sampel PACF dilakukan secara rekursif dengan diawali nilai $\hat{\phi}_{11} = \hat{\rho}_1$ dengan cara yang diberikan oleh Durbin (1960) sebagai berikut (Wei, 2006).

$$\hat{\phi}_{k+1,k+1} = \frac{\hat{\rho}_{k+1} - \sum_{j=1}^k \hat{\phi}_{k,j} \hat{\rho}_{k+1-j}}{1 - \sum_{j=1}^k \hat{\phi}_{k,j} \hat{\rho}_j} \quad (2.6)$$

dimana :

$$\hat{\phi}_{k+1,j} = \hat{\phi}_{kj} - \hat{\phi}_{k+1,k+1} \hat{\phi}_{k,k+1-j} \quad ; j = 1, \dots, k \quad (2.7)$$

Varians dari $\hat{\phi}_{kk}$ dapat diestimasikan dengan,

$$Var(\hat{\phi}_{kk}) \approx \frac{1}{n} \quad (2.8)$$

Maka, $\pm 2 / \sqrt{n}$ dapat digunakan sebagai batas limit $\hat{\phi}_{kk}$ untuk menguji hipotesis residual yang identik dan independen (*white noise*) (Cryer & Chan, 2008).

2.2.3 Uji Augmented Dickey-Fuller (ADF)

Pemeriksaan stasioneritas secara visual saja tidak cukup meyakinkan. Oleh karena itu, uji hipotesis diperlukan untuk menguji proses stokastik apakah telah berada dalam keseimbangan statistik (stasioner). Diberikan model dasar *random walk* sebagai berikut.

$$Z_t = \phi Z_{t-1} + a_t \quad ; -1 \leq \phi \leq 1 \quad (2.9)$$

dimana $t = 1, \dots, n$ dan $Z_0 = 0$. a_t adalah *error* yang bersifat *white noise* dan berdistribusi $N(0, \sigma_a^2)$. Pada model persamaan (2.9), jika $\phi = 1$ maka model tersebut adalah model *random walk* tanpa intersep (*drift*). Ide dasar dari uji ini adalah meregresikan Z_t dengan Z_{t-1} dan menguji apakah ϕ secara statistik

bernilai 1. Jika benar bahwa $\phi = 1$, maka terdapat akar unit dalam model tersebut, dimana proses Z_t nonstasioner. Persamaan (2.9) dapat dimanipulasi menjadi :

$$Z_t - Z_{t-1} = \phi Z_{t-1} - Z_{t-1} + a_t = (\phi - 1)Z_{t-1} + a_t \quad (2.10)$$

dan dapat disederhanakan menjadi :

$$\Delta Z_t = (\phi - 1)Z_{t-1} + a_t = \alpha Z_{t-1} + a_t \quad (2.11)$$

dimana Δ merupakan operator *shift* mundur (*backward shift*).

Hal yang dilakukan selanjutnya adalah mengestimasi nilai dari α dan melakukan uji hipotesis apakah $\alpha = 0$. Jika $\alpha = 0$, maka $\phi = 1$ yang berarti Z_t tidak stasioner. Model persamaan (2.11) analog dengan model regresi linier sederhana. Pengujian parameter regresi dalam model regresi linier sederhana dapat dilakukan dengan menggunakan uji t . Padahal, di bawah hipotesis $\alpha = 0$, nilai statistik uji t pada koefisien Z_{t-1} tidak mengikuti distribusi t dan tidak berdistribusi normal standar $N(0,1)$, bahkan pada sampel besar. Maka, uji t tidak dapat digunakan untuk menguji hipotesis $\alpha = 0$.

Dickey dan Fuller telah memperkenalkan pengujian *unit root* dengan menggunakan statistik uji τ (tau). Nilai kritis statistik uji τ dihitung menggunakan simulasi Monte Carlo. Berikut adalah uji τ atau sering disebut sebagai uji Dickey-Fuller (Wei, 2006).

$H_0 : \phi = 0$ ($\alpha = 0$ atau proses Z_t tidak stasioner)

$H_1 : \phi \neq 0$ ($\alpha < 0$ atau proses Z_t stasioner)

Statistik Uji :

$$\tau = \frac{\hat{\phi} - 1}{SE(\hat{\phi})} \quad (2.12)$$

Hipotesis H_0 ditolak jika nilai $|\tau| > \tau_{\alpha,n}$, dengan nilai $\tau_{\alpha,n}$ dapat dilihat pada tabel *Dickey-Fuller*.

Terdapat tiga kemungkinan hipotesis H_0 dalam uji Dickey-Fuller. Ketiga hipotesis tersebut adalah sebagai berikut.

- Z_t merupakan *random walk* tanpa *drift* :

$$\Delta Z_t = \phi Z_{t-1} + a_t \quad (2.13)$$

- Z_t merupakan *random walk* dengan *drift*:

$$\Delta Z_t = \alpha + \phi Z_{t-1} + a_t \quad (2.14)$$

- Z_t merupakan *random walk* dengan *drift* dan memiliki *trend* :

$$\Delta Z_t = \alpha + \delta t + \phi Z_{t-1} + a_t \quad (2.15)$$

Dalam analisis pendahuluan, model *random walk* dengan *drift* dapat digunakan untuk menyesuaikan deret/*series*. Uji DF memiliki asumsi bahwa a_t tidak saling berkorelasi. Pada kasus dimana a_t saling berkorelasi, Dickey dan Fuller telah mengembangkan suatu uji yang didasari pada uji Dickey-Fuller. Uji tersebut sering disebut dengan nama uji *Augmented Dickey-Fuller* (ADF). Model yang digunakan dalam uji ADF adalah sebagai berikut.

$$\Delta Z_t = \alpha Z_{t-1} + \sum_{j=1}^{p-1} \phi_j \Delta Z_{t-j} + a_t \quad (2.16)$$

Dimana ΔZ_t adalah $(Z_t - Z_{t-1})$, m adalah panjang lag, dan a_t adalah *error* yang bersifat *white noise* murni. Uji ADF juga menguji hipotesis apakah $\alpha = 0$ dan uji ini juga mengikuti distribusi yang sama dengan uji DF, sehingga dapat digunakan nilai kritis yang sama dengan uji DF (Gujarati 2004).

2.3 ARIMA Box-Jenkins

Konsep *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) pertama kali dikembangkan oleh George Box dan Gwilym Jenkins (1976). Keduanya mengembangkan model tersebut untuk analisis *time series*. Nama keduanya sering disinonimkan dengan proses ARIMA sehingga disebut juga sebagai metode ARIMA Box-Jenkins. ARIMA Box-Jenkins adalah gabungan dari *Autoregressive* (AR) dan *Moving Average* (MA) yang memerlukan proses *differencing* dengan mengubah runtun waktu nonstasioner dalam *mean* menjadi data yang stasioner dalam *mean*. Model ini mengabaikan variabel prediktor

secara penuh dalam membuat peramalannya karena hanya menggunakan data variabel dependen masa lalu dan sekarang untuk menghasilkan ramalan jangka pendek yang akurat. Kelebihan model ini adalah sangat baik ketepatan akurasi jika digunakan untuk peramalan jangka pendek, sedangkan kurang akurat untuk peramalan jangka panjang (Makridakis dkk, 1999).

2.4 Model-model *Time series*

Model *Autoregressive* (AR) pertama kali diperkenalkan oleh Yule (1926), sedangkan model *Moving Average* (MA) pertama kali diperkenalkan oleh Slutsky (1937). Selanjutnya, Wold (1938) menghasilkan dasar-dasar teoritis dari proses kombinasi *Autoregressive Moving Average* (ARMA) (Makridakis dkk, 1999).

2.4.1 Model-model *Time series* Stasioner

Time series pada pola stasioner memiliki beberapa model yang dapat digunakan dalam melakukan proses peramalan, antara lain model AR, MA dan model ARMA.

a. Model *Autoregressive* (AR)

Model AR menunjukkan adanya keterkaitan antara suatu nilai pada waktu sekarang (Z_t) dengan nilai pada waktu sebelumnya (Z_{t-k}) dengan suatu nilai acak (a_t). Bentuk umum dari model AR pada orde ke- p atau AR(p) adalah sebagai berikut (Wei, 2006).

$$\dot{Z}_t = \phi_1 \dot{Z}_{t-1} + \phi_2 \dot{Z}_{t-2} + \dots + \phi_p \dot{Z}_{t-p} + a_t \quad (2.17)$$

atau

$$\phi_p(B) \dot{Z}_t = a_t \quad (2.18)$$

dimana $\dot{Z}_t = Z_t - \mu$ dan $\phi_p(B) = (1 - \phi_1 B^1 - \dots - \phi_p B^p)$.

a_t adalah suatu proses yang *white noise* dengan *mean* nol dan $Var(a_t) = \sigma_a^2$.

b. Model *Moving Average* (MA)

Model MA disebut juga model rata-rata bergerak yang menunjukkan adanya hubungan antara suatu nilai pada waktu sekarang Z_t dengan residual pada waktu sebelumnya. Bentuk umum dari model MA pada orde ke- q atau $MA(q)$ adalah sebagai berikut (Wei, 2006).

$$\dot{Z}_t = a_t - \theta_1 a_{t-1} + \theta_2 a_{t-2} + \dots + \theta_q a_{t-q} \quad (2.19)$$

atau

$$\dot{Z}_t = \theta_q(B) a_t \quad (2.20)$$

dimana $\dot{Z}_t = Z_t - \mu$ dan $\theta_q(B) = (1 - \theta_1 B^1 - \dots - \theta_q B^q)$.
 a_t adalah suatu proses yang *white noise* dengan *mean* nol dan $Var(a_t) = \sigma_a^2$.

c. Model *Autoregressive Moving Average* (ARMA)

Model ARMA adalah data *time series* yang dijelaskan dengan baik melalui penggabungan model model AR dan MA. Bentuk umum dari model ARMA adalah sebagai berikut (Wei, 2006).

$$\dot{Z}_t = \phi_1 \dot{Z}_{t-1} + \phi_2 \dot{Z}_{t-2} + \dots + \phi_p \dot{Z}_{t-p} + a_t - \theta_1 a_{t-1} + \theta_2 a_{t-2} + \dots + \theta_q a_{t-q} \quad (2.21)$$

atau

$$\phi_p(B) \dot{Z}_t = \theta_q(B) a_t \quad (2.22)$$

dimana ϕ_p adalah parameter $AR(p)$, θ_q adalah parameter $MA(q)$ dan a_t adalah nilai residual pada saat t .

2.4.2 Model-model *Time series* Nonstasioner

Data nonstasioner lebih sering dijumpai dibandingkan dengan data stasioner, tetapi stasioneritas merupakan asumsi yang harus terpenuhi dalam mempelajari *time series*. Data yang nonstasioner dalam *mean* diatasi dengan *differencing* dan yang nonstasioner dalam varians diatasi dengan *power transformation* seperti yang telah dijelaskan sebelumnya. Berikut ini model-

model *time series* dari data yang telah stasioner.

a. Model Autoregressive Integrated / ARI(p, d)

Model ARI(p, d) adalah model AR yang telah mengalami proses *differencing* sebanyak d . Bentuk umum dari model ARI pada orde ke- p dengan *differencing* sebanyak d atau ARI(p, d) adalah sebagai berikut (Wei, 2006).

$$\phi_p(B)(1-B)^d \dot{Z}_t = a_t \quad (2.23)$$

dimana $\dot{Z}_t = Z_t - \mu$ dan $\phi_p(B) = (1 - \phi_1 B^1 - \dots - \phi_p B^p)$.

b. Model Integrated Moving Average / IMA(d, q)

Model IMA(d, q) adalah model MA yang telah mengalami proses *differencing* sebanyak d . Bentuk umum dari model IMA pada orde ke- q dengan *differencing* sebanyak d atau IMA(d, q) adalah sebagai berikut (Wei, 2006).

$$(1-B)^d \dot{Z}_t = \theta_q(B) a_t \quad (2.24)$$

dimana $\dot{Z}_t = Z_t - \mu$ dan $\theta_q(B) = (1 - \theta_1 B^1 - \dots - \theta_q B^q)$.

c. Model Autoregressive Integrated Moving Average / ARIMA(p, d, q)

Model ARIMA(p, d, q) adalah model ARMA yang telah mengalami proses *differencing* sebanyak d . Bentuk umum dari model ARIMA pada orde ke- p, q dengan *differencing* sebanyak d atau ARIMA(p, d, q) adalah sebagai berikut (Wei, 2006).

$$\phi_p(B)(1-B)^d \dot{Z}_t = \theta_0 + \theta_q(B) a_t \quad (2.25)$$

dengan operator AR

$$\phi_p(B) = (1 - \phi_1 B^1 - \phi_2 B^2 - \dots - \phi_p B^p) \quad (2.26)$$

dan operator MA

$$\theta_q(B) = (1 - \theta_1 B^1 - \theta_2 B^2 - \dots - \theta_q B^q) \quad (2.27)$$

dimana $(1-B)$ adalah operator *backward shift*, d adalah orde

differencing dan a_t adalah nilai residual pada saat t .

d. Model Musiman Multiplikatif ARIMA Box-Jenkins

Suatu data *time series* memungkinkan dibentuk atau dipengaruhi oleh faktor musiman. Musiman adalah kejadian berulang pada periode s (panjang musiman), artinya data-data yang dipisahkan dalam suatu musim penuh dapat memperlihatkan sifat yang sama pada musim berikutnya. Pola data musiman harus dilakukan *differencing* dengan lag sebesar s . Berikut ini bentuk umum model ARIMA Box-Jenkins musiman multiplikatif (Wei, 2006).

$$\Phi_p(B^s)\phi_p(B)(1-B)^d(1-B^s)^D\dot{Z}_t = \theta_q(B)\Theta_Q(B^s)a_t \quad (2.28)$$

dengan

$$\Phi_p(B^s) = (1 - \Phi_1 B^{1s} - \Phi_2 B^{2s} - \dots - \Phi_p B^{Ps}) \quad (2.29)$$

$$\Theta_Q(B^s) = (1 - \Theta_1 B^{1s} - \Theta_2 B^{2s} - \dots - \Theta_Q B^{Qs}) \quad (2.30)$$

dan

$$\dot{Z}_t = \begin{cases} Z_t - \mu, & \text{jika } d = D = 0 \\ Z_t & \text{lainnya} \end{cases} \quad (2.31)$$

Keterangan :

$\phi_p(B)$ = faktor umum dari AR

$\Phi_p(B^s)$ = faktor umum dari AR musiman

$\theta_q(B)$ = faktor umum dari MA

$\Theta_Q(B^s)$ = faktor umum dari MA musiman

$(1-B)^d$ = *differencing* non musiman dengan orde d

$(1-B^s)^D$ = *differencing* musiman s dengan orde D

a_t = residual *white noise* dengan *mean* nol dan

$Var(a_t)$ adalah konstan (σ_a^2)

Model ini dinotasikan ARIMA(p, d, q)(P, D, Q)^S yang mempunyai faktor musiman dengan periode musim adalah S

dalam pengamatan waktu ke- t . P merupakan *lag* pada model AR yang mempunyai faktor musiman, Q merupakan *lag* pada model MA yang mempunyai faktor musiman dan D merupakan lag untuk *differencing* yang mempunyai faktor musiman. Menurut Makridakis dkk (1999), tahapan ARIMA Box-Jenkins terbagi menjadi 3 bagian sebagai berikut.

2.5 Penetapan Model Sementara ARIMA Box-Jenkins

Penetapan model ARIMA Box-Jenkins sementara dilakukan dengan identifikasi orde ARIMA berdasarkan ACF/PACF dari data *training* yang telah memenuhi asumsi stasioneritas dalam *mean* dan *varians*. Berikut ini kriteria penentuan orde ARIMA menurut Bowerman dan O'Connell (1993).

Tabel 2.2 Kriteria Penentuan Orde ARIMA

Orde	ACF	PACF
AR(p)	Lag dalam autokorelasi turun secara eksponensial (<i>dies-down</i>).	PACF signifikan pada lag 1, 2,..., p dan <i>cuts-off</i> setelah lag p .
MA(q)	ACF signifikan pada lag 1, 2,..., q dan <i>cuts-off</i> setelah lag q .	Lag dalam autokorelasi parsial turun secara eksponensial (<i>dies-down</i>)
AR(p) atau MA(q)	ACF signifikan pada lag 1, 2,..., q dan <i>cuts-off</i> setelah lag q .	PACF signifikan pada lag 1, 2,..., p dan <i>cuts-off</i> setelah lag p .
ARMA(p, q)	Lag dalam autokorelasi turun secara eksponensial (<i>dies-down</i>)	Lag dalam autokorelasi parsial turun secara eksponensial (<i>dies-down</i>)
Tidak terdapat AR(p) atau MA(q)	Tidak ada lag yang signifikan pada ACF	Tidak ada lag yang signifikan pada PACF

Sedangkan kriteria penentuan orde ARIMA musiman sebagai berikut.

Tabel 2.3 Kriteria Penentuan Orde ARIMA Musiman

Orde	ACF	PACF
AR(p) ^s	Lag dalam autokorelasi turun secara eksponensial (<i>dies-down</i>).	PACF signifikan pada lag s , $2s, \dots$, Ps dan <i>cuts-off</i> setelah lag Ps .
MA(q) ^s	ACF signifikan pada lag s , $2s, \dots$, Qs dan <i>cuts-off</i> setelah lag Qs .	Lag dalam autokorelasi parsial turun secara eksponensial (<i>dies-down</i>)
AR(p) ^s atau MA(q) ^s	ACF signifikan pada lag s , $2s, \dots$, Qs dan <i>cuts-off</i> setelah lag Qs .	PACF signifikan pada lag s , $2s, \dots$, Ps dan <i>cuts-off</i> setelah lag Ps .
Tidak terdapat orde AR(p) ^s atau MA(q) ^s	Tidak ada lag yang signifikan pada ACF	Tidak ada lag yang signifikan pada PACF

2.6 Penaksiran Parameter

Setelah menetapkan model sementara, langkah selanjutnya adalah menaksir parameter model yang terbentuk. Terdapat beberapa metode yang digunakan dalam menaksir parameter, antara lain metode Momen, *Maximum Likelihood Estimation* (MLE), *Nonlinear Estimation* dan *Least Square* (Wei, 2006).

Metode penaksiran parameter yang biasa digunakan adalah metode *Conditional Least Square* (CLS). Metode ini dilakukan dengan cara mencari nilai parameter yang meminimumkan jumlah kuadrat *error*/SSE (Cryer & Chan, 2008). Misalkan untuk model AR(1) maka *least square estimation* sebagai berikut.

$$S(\phi_1, \mu) = \sum_{t=1}^n a_t^2 = \sum_{t=1}^n [(Z_t - \mu) - \phi_1 (Z_{t-1} - \mu)]^2 \quad (2.30)$$

Berdasarkan metode *least square*, taksiran ϕ_1 dan μ dilakukan dengan meminimumkan $S(\phi_1, \mu)$. Oleh karena itu, perlu dilakukan *differential* terhadap ϕ_1 dan μ kemudian disamakan dengan nol. Berikut ini merupakan operasi turunan terhadap μ .

$$\frac{\partial S}{\partial \mu} = \sum_{t=1}^n 2[(Z_t - \mu) - \phi_1 (Z_{t-1} - \mu)](-1 + \phi_1) = 0 \quad (2.31)$$

Sehingga taksiran parameter μ untuk model AR(1) adalah sebagai berikut.

$$\hat{\mu} = \frac{1}{(n-1)(1-\phi_1)} \left[\sum_{t=1}^n Z_t - \phi_1 \sum_{t=1}^n Z_{t-1} \right] \quad (2.32)$$

Sedangkan untuk n yang sangat besar, persamaan (2.30) menjadi sebagai berikut.

$$\hat{\mu} = \frac{1}{(1-\phi_1)} (\bar{Z} - \phi_1 \bar{Z}) = \bar{Z} \quad (2.33)$$

Kemudian untuk parameter ϕ_1 dengan cara yang sama didapatkan operasi turunan sebagai berikut.

$$\frac{\partial S}{\partial \phi_1} = \sum_{t=1}^n 2[(Z_t - \bar{Z}) - \phi_1 (Z_{t-1} - \bar{Z})](Z_{t-1} + \bar{Z}) = 0 \quad (2.34)$$

Sehingga taksiran parameter ϕ_1 untuk model AR(1) adalah sebagai berikut.

$$\hat{\phi} = \frac{\sum_{t=2}^n (Z_t - \bar{Z})(Z_{t-1} - \bar{Z})}{\sum_{t=2}^n (Z_{t-1} - \bar{Z})^2} \quad (2.35)$$

2.7 Pengujian Signifikansi Parameter Model

Pengujian signifikansi parameter model ARIMA Box-Jenkins digunakan untuk mengetahui apakah parameter model signifikan. Dengan hipotesis sebagai berikut.

$H_0 : \beta = 0$ (parameter model tidak signifikan)

$H_1 : \beta \neq 0$ (parameter model signifikan)

dimana $\beta = \phi$ atau θ atau Φ atau Θ

Statistik uji yang digunakan adalah sebagai berikut.

$$t = \frac{\hat{\beta}}{se(\hat{\beta})} \quad (2.36)$$

Hipotesis nol akan ditolak jika nilai $|t| > t_{\alpha/2, n-p}$ yang berarti bahwa parameter model adalah signifikan atau berbeda dengan

nol. $se(\hat{\beta})$ adalah standar *error* dari nilai taksiran ϕ atau θ atau Φ atau Θ dan p banyaknya parameter dalam model (Bowerman & O'Connel, 1993).

2.8 Pemeriksaan Diagnostik Asumsi Residual

Pemeriksaan diagnostik asumsi residual digunakan untuk mengetahui kesesuaian model dari parameter-parameter yang signifikan berdasarkan kriteria residual yang memenuhi asumsi *white noise* dan berdistribusi normal.

White noise merupakan asumsi dimana gangguan pada residual telah dihilangkan. Jika residual model telah memenuhi asumsi *white noise*, berarti residual tersebut saling independen dan identik. Pemeriksaan asumsi residual yang *white noise* dilakukan dengan Uji *Ljung-Box* dengan hipotesis sebagai berikut (Wei, 2006).

$$H_0 : \rho_1 = \rho_2 = \dots = \rho_K = 0$$

$$H_1 : \text{minimal ada satu } \rho_j \neq 0, \text{ dengan } j = 1, 2, \dots, K$$

Statistik uji yang digunakan adalah sebagai berikut.

$$Q = n(n+2) \sum_{k=1}^K (n-k)^{-1} \hat{\rho}_k^2 \quad (2.37)$$

Statistik uji ini diperkenalkan oleh Box dan Pierce (1970). Ljung dan Box (1978) beserta Ansley dan Newbold (1979) menunjukkan bahwa statistik uji Q mengikuti distribusi $\chi^2_{(K-m)}$ dimana $m = p + q$, n adalah banyaknya pengamatan, $\hat{\rho}_k$ adalah autokorelasi untuk lag ke- k dan K adalah jumlah lag maksimum. H_0 akan ditolak jika $Q > \chi^2_{\alpha, (K-m)}$. Apabila residual model tidak *white noise*, maka dilakukan *overfitting* model hingga didapatkan model yang memenuhi asumsi tersebut.

Selanjutnya dilakukan pemeriksaan diagnostik dengan pengujian asumsi residual berdistribusi normal dengan Uji *Kolmogorov-Smirnov* dengan hipotesis sebagai berikut (Daniel

1989).

$H_0: F_n(x) = F_0(x)$, untuk semua nilai x (residual memenuhi asumsi berdistribusi normal)

$H_1: F_n(x) \neq F_0(x)$, untuk sekurang-kurangnya sebuah nilai x (residual tidak memenuhi asumsi berdistribusi normal)

Statistik Uji yang digunakan adalah sebagai berikut.

$$D = \max(D^+, D^-)$$

dimana :

$$D^+ = \max\left(\frac{i}{n} - F(Z_i)\right) \quad (2.38)$$

$$D^- = \max\left(F(Z_i) - \frac{(i-1)}{n}\right) \quad (2.39)$$

$i = 1, 2, 3, \dots, n$. H_0 akan ditolak jika nilai dari $D \geq D_{n,(1-\alpha)}$. Nilai kritis dapat dilihat pada tabel *Kolmogorov-Smirnov*. Jika data tidak memenuhi asumsi residual berdistribusi normal, maka diduga karena adanya *outlier* pada data, yaitu data pengamatan ekstrim yang nilainya jauh lebih kecil atau lebih besar dari nilai pengamatan yang lain atau rata-ratanya. Data *outlier* dapat mengganggu pola data sehingga harus ditangani (Wei, 2006).

2.9 Deteksi *Outlier*

Data *series* seringkali dipengaruhi oleh kejadian-kejadian eksternal seperti adanya serangan, krisis ekonomi, bencana alam dan lain sebagainya. Ketika waktu dan penyebab gangguan diketahui, maka efek dari kejadian tersebut dapat diselesaikan dengan menggunakan model intervensi. Tetapi terkadang waktu dan penyebab gangguan itu tidak dapat diketahui, tidak terkecuali pada data curah hujan. Karena data *outlier* dapat menjadi masalah dalam analisis data, maka prosedur untuk penanganan *outlier* diperlukan. Deteksi *time series outlier* pertama kali diperkenalkan oleh Fox (1992) di dalam Wei (2006), dimana ada 4 model yaitu sebagai berikut.

- a. *Additive Outlier* (AO) adalah *outlier* yang mempengaruhi model hanya satu titik waktu saja. Model AO didefinisikan sebagai berikut

$$\begin{aligned}
 Z_t &= \begin{cases} X_t, & t \neq T \\ X_t + \omega_{AO}, & t = T \end{cases} \\
 &= X_t + \omega_{AO} I_t^{(T)} \\
 &= \frac{\theta(B)}{\phi(B)} a_t + \omega_{AO} I_t^{(T)} \quad (2.40)
 \end{aligned}$$

dimana

$$I_t^{(T)} = \begin{cases} 1, & t = T \text{ (terjadi outlier)} \\ 0, & t \neq T \text{ (lainnya)} \end{cases}$$

adalah variabel indikator yang menjelaskan ada atau tidaknya *outlier* pada waktu ke- T . T merupakan waktu yang tidak diketahui dari *outlier* yang mungkin. ω merupakan besarnya pengaruh (parameter model) *outlier* dan $\frac{\theta(B)}{\phi(B)}$ sebagai model

dinamis dari efek *outlier*. X_t disebut sebagai proses bebas yang mendasari *outlier*.

- b. *Innovational Outlier* (IO) adalah *outlier* yang mempengaruhi beberapa amatan setelah waktu terjadinya *outlier* sehingga merusak susunan deret waktu. Model IO didefinisikan sebagai berikut (Wei, 2006).

$$\begin{aligned}
 Z_t &= X_t + \frac{\theta(B)}{\phi(B)} \omega_{IO} I_t^{(T)} \\
 &= \frac{\theta(B)}{\phi(B)} (a_t + \omega_{IO} I_t^{(T)}) \quad (2.41)
 \end{aligned}$$

Perbedaan AO dan IO adalah AO hanya mempengaruhi observasi ke- T (Z_T) sedangkan IO mempengaruhi semua observasi Z_T, Z_{T+1}, \dots , diluar waktu T , melalui sistem yang dijelaskan oleh $\frac{\theta(B)}{\phi(B)}$.

Pengaruh yang nyata terlihat adalah beberapa amatan sejak terjadinya *outlier*.

- c. *Level shift* (LS) adalah kejadian yang mempengaruhi deret pada satu waktu tertentu dan efek yang diberikan memberikan suatu perubahan yang tiba-tiba dan permanen. Model untuk jenis LS adalah sebagai berikut.

$$\begin{aligned} Z_t &= X_t + \frac{1}{(1-B)} \omega_{LS} I_t^{(T)} \\ &= \frac{\theta(B)}{\phi(B)} a_t + \frac{1}{(1-B)} \omega_{LS} I_t^{(T)} \end{aligned} \quad (2.42)$$

Atau dapat dituliskan,

$$Z_t = \frac{\theta(B)}{\phi(B)} a_t + \omega_{LS} S_t^{(T)} \quad (2.43)$$

dengan

$$S_t^{(T)} = \begin{cases} 1, & t \geq T \\ 0, & t < T \end{cases} \quad (2.44)$$

- d. *Temporal Change* (TC) adalah kejadian dimana *outlier* menghasilkan efek awal ω pada waktu t dan kemudian efek tersebut berkurang secara lambat laun seiring dengan berkurangnya nilai faktor δ . Model untuk jenis *outlier* TC adalah sebagai berikut.

$$\begin{aligned} Z_t &= X_t + \frac{1}{(1-\delta B)} \omega_{TC} I_t^{(T)} \\ &= \frac{\theta(B)}{\phi(B)} a_t + \frac{1}{(1-\delta B)} \omega_{TC} I_t^{(T)} \end{aligned} \quad (2.45)$$

2.10 Pemilihan Model Terbaik

Apabila dalam analisis *time series* didapatkan beberapa model yang signifikan, maka perlu dilakukan pemilihan model terbaik. Pemilihan model terbaik dilakukan pada data *training* dan data *testing* sebagai berikut.

2.10.1 Pemilihan Model Terbaik pada Data *Training*

Pemilihan model terbaik pada data *training* dilakukan dengan beberapa kriteria diantaranya *Akaike's Information Criterion* (AIC) dan *Schwartz's Bayesian Criterion* (SBC) (Wei, 2006). AIC mempertimbangkan jumlah parameter dalam model. Dimisalkan M adalah jumlah parameter dalam model, maka kriteria ini oleh Akaike didefinisikan sebagai berikut.

$$AIC(M) = n \ln \hat{\sigma}_a^2 + 2M \quad (2.46)$$

Sedangkan Schwartz menyarankan mengikuti kriteria bayesian dalam pemilihan model yang disebut SBC sebagai berikut.

$$SBC(M) = n \ln \hat{\sigma}_a^2 + M \ln n \quad (2.47)$$

Dengan M menyatakan banyaknya parameter dalam model, $\hat{\sigma}_a^2$ adalah estimasi *maximum likelihood* dari σ_a^2 dan n adalah banyaknya pengamatan efektif.

2.10.2 Pemilihan Model Terbaik pada Data *Testing*

Kriteria akurasi peramalan pada data *testing* yang digunakan dalam penelitian ini menggunakan nilai *Root Mean Square Error* (RMSE) dan *symmetric Mean Average Percentage Error* (sMAPE) sebagai berikut.

1. RMSE merupakan salah satu alat seleksi model berdasarkan pada *error* hasil estimasi. *Error* yang ada menunjukkan seberapa besar perbedaan hasil estimasi dengan nilai yang akan diestimasi. Perbedaan itu terjadi karena adanya keacakan pada data atau karena estimator tidak mengandung informasi yang dapat menghasilkan estimasi yang lebih akurat. Rumusnya sebagai berikut.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (Z_t - \hat{Z}_t)^2} \quad (2.48)$$

dimana $t = 1, 2, \dots, n$ sebanyak data *testing*. Setelah nilai RMSE dari semua kemungkinan model didapatkan, nilai yang paling kecil menunjukkan model tersebut lebih baik dari yang

lain karena RMSE yang lebih kecil menunjukkan model yang mampu meminimumkan *error* untuk peramalan ke depan (Makridakis dkk, 1999).

2. sMAPE digunakan untuk mengetahui rata-rata harga mutlak dari persentase kesalahan tiap model. Rumus sMAPE dapat dituliskan sebagai berikut.

$$sMAPE = \sum_{t=1}^n \frac{|Z_t - \hat{Z}_t|}{(Z_t + \hat{Z}_t) / 2} \times 100\% \quad (2.49)$$

dimana $t = 1, 2, \dots, n$ sebanyak data *testing*, Z_t adalah data *testing* aktual dan \hat{Z}_t adalah hasil ramalan. Nilai *sMAPE* berkisar antara 0% sampai 200%. *sMAPE* dapat menghindari permasalahan *error* yang besar ketika nilai aktual mendekati nol dan perbedaan yang besar antara persentase *error* absolut jika nilai aktual melebihi ramalannya atau sebaliknya (Makridakis & Hibon, 2000).

2.11 Peramalan

Model terbaik yang telah didapatkan selanjutnya digunakan untuk meramalkan data untuk beberapa periode ke depan dan digunakan dalam pengambilan kebijakan terhadap permasalahan yang melatarbelakangi dilakukannya peramalan pada data tersebut (Makridakis dkk, 1999).

2.12 Curah Hujan

Hujan adalah proses kondensasi uap air di atmosfer menjadi butir air yang cukup berat untuk jatuh dan tiba di daratan. Dua proses yang mungkin terjadi bersamaan dapat mendorong udara semakin jenuh menjelang hujan, yaitu pendinginan udara atau penambahan uap air ke udara. Cara penjenruhan udara adalah dengan presipitasi yang terbentuk melalui tabrakan antara butir air atau kristal es dengan awan. Butir hujan memiliki ukuran beragam mulai dari pepat, butir besar (mirip panekuk), hingga bola kecil yang jatuh ke bumi (Desak, 2011).

Ketinggian air hujan yang terkumpul dalam tempat yang datar, tidak menguap, tidak meresap dan tidak mengalir disebut curah hujan. Satuan curah hujan dalam SI adalah milimeter (mm). Alat pengukur curah hujan dinamakan ombrometer. Curah hujan satu milimeter, artinya dalam luasan satu meter persegi pada tempat yang datar tertampung air setinggi satu milimeter atau tertampung air sebanyak satu liter. Curah hujan merupakan unsur iklim yang sering dikaji di Indonesia, karena tidak semua wilayah Indonesia mempunyai pola hujan yang sama. Pola hujan di daerah Jawa Timur adalah pola musonal atau dipengaruhi oleh angin musiman yang berubah-ubah setiap periode tertentu (BMKG 2011).

Jenis-jenis hujan berdasarkan besarnya curah hujan adalah sebagai berikut (BMKG 2011):

- a. Hujan sedang, 20 – 50 mm per hari
- b. Hujan lebat, 50 – 100 mm per hari
- c. Hujan sangat lebat, diatas 100 mm per hari

Curah hujan di Indonesia dipengaruhi oleh angin musim barat daya (muson barat) dan angin musim timur laut (muson timur). Angin muson barat bertiup sekitar bulan Oktober hingga Maret yang basah sehingga membawa musim penghujan. Angin muson timur bertiup sekitar bulan April hingga bulan September yang sifatnya kering yang mengakibatkan wilayah Indonesia mengalami musim kemarau (BMKG, 2011).

2.13 Penentuan Pola Tanam Padi

Penelitian ini menggunakan aturan Oldeman (1980) dan Harwood (1999) dalam penentuan pola tanam padi. Oldeman (1980) membuat sistem klasifikasi iklim yang dihubungkan dengan pertanian menggunakan unsur curah hujan. Klasifikasi ini telah diterapkan pada berbagai penelitian dan menunjukkan hasil yang bermanfaat dalam bidang pertanian. Kriteria dalam klasifikasi iklim didasarkan pada perhitungan bulan basah (BB), bulan lembab (BL) dan bulan kering (BK). Suatu bulan disebut sebagai bulan basah apabila mempunyai curah hujan bulanan lebih besar dari 200 mm, disebut bulan lembab apabila

mempunyai curah hujan bulanan antara 100-200 mm dan disebut bulan kering apabila curah hujan bulanan dibawah 100 mm. Batasan yang digunakan adalah kebutuhan air tanaman dan hujan efektif sebagai berikut.

1. Padi sawah membutuhkan air rata-rata per bulan 145 mm dalam musim hujan.
2. Palawija membutuhkan air rata-rata per bulan 50 mm dalam musim kemarau.
3. Hujan efektif untuk sawah adalah 100% kebutuhan air rata-rata per bulan.
4. Hujan efektif untuk palawija dengan tajuk tanaman tertutup rapat adalah 75% dari kebutuhan air rata-rata per bulan.

Selanjutnya menurut Harwood (1999), tanaman padi membutuhkan air dengan bulan basah secara berurutan minimal empat bulan. Penentuan frekuensi penanaman padi pada ekosistem sawah tadah hujan sangat ditentukan oleh pola hujan yang ada. Harwood (1999) menentukan pola tanam padi dengan membagi empat golongan sebagai berikut.

Tabel 2.4 Penentuan Pola Tanam Padi oleh Harwood

Golongan	Kebutuhan air	Jenis tanaman yang disarankan
I	Curah hujan diatas 100mm/bulan selama 5 bulan dan 3 bulan basah berurutan	Padi gogo rancah
II	Curah hujan diatas 100mm/bulan mencapai 7 bulan dan 5 bulan basah berurutan	Padi sawah, 2 kali tanam padi gogo rancah diikuti padi walik jerami. Tetapi memungkinkan resiko kekeringan

Tabel 2.4 (Lanjutan) Penentuan Pola Tanam Padi oleh Harwood

Golongan	Kebutuhan air	Jenis tanaman yang disarankan
III	Curah hujan diatas 100mm/bulan mencapai 9 bulan dan 7 bulan basah berurutan	2 kali tanam padi sawah. Bila curah hujan awal penyebarannya tajam, maka disarankan padi gogo rancah
IV	Curah hujan diatas 100mm/bulan mencapai 11 bulan dan 9 bulan basah berurutan	2 kali tanam padi sawah

Apabila kebutuhan air untuk penanaman padi tidak terpenuhi, maka dapat dilakukan pola tanam alternatif yaitu penanaman palawija seperti jagung, kedelai, kacang tanah, ubi dan sebagainya.

BAB III

METODOLOGI PENELITIAN

3.1 Sumber Data

Sumber data yang digunakan dalam penelitian ini adalah sumber data sekunder, yang diperoleh dari Badan Meteorologi Klimatologi dan Geofisika Stasiun Klimatologi Karangploso Malang dengan unit penelitian berupa hasil pengukuran curah hujan periode 2000 hingga 2014 dari stasiun penakar hujan Cawak dan Kedung Adem, Bojonegoro.

3.2 Variabel Penelitian

Variabel yang akan digunakan dalam penelitian ini adalah sebagai berikut.

Tabel 3.1 Variabel Penelitian

Variabel	Keterangan	Satuan	Skala Data
$Z_{1,t}$	Data curah hujan di stasiun pengamatan Cawak periode Januari 2000 – Desember 2014	Milimeter (mm)	Rasio
$Z_{2,t}$	Data curah hujan di stasiun pengamatan Kedung Adem periode Januari 2000 – Desember 2014	Milimeter (mm)	Rasio

Sedangkan struktur data dalam penelitian ini ditampilkan dalam tabel berikut.

Tabel 3.2 Struktur Data Penelitian

Tahun	Bulan	Dasaharian	Curah hujan Cawak (mm)	Curah hujan Kedung Adem(mm)
2004	1	2	$Z_{t_{1,1}}$	$Z_{t_{2,1}}$
	1	1	$Z_{t_{1,2}}$	$Z_{t_{2,2}}$
	1	3	$Z_{t_{1,3}}$	$Z_{t_{2,3}}$
	2	1	$Z_{t_{1,4}}$	$Z_{t_{2,4}}$
	2	2	$Z_{t_{1,5}}$	$Z_{t_{2,5}}$
	2	3	$Z_{t_{1,6}}$	$Z_{t_{2,6}}$
	⋮	⋮	⋮	⋮
	12	3	$Z_{t_{1,36}}$	$Z_{t_{2,36}}$
	⋮	⋮	⋮	⋮
	⋮	⋮	⋮	⋮
2014	1	1	$Z_{t_{1,361}}$	$Z_{t_{2,361}}$
	1	2	$Z_{t_{1,362}}$	$Z_{t_{2,362}}$
	1	3	$Z_{t_{1,363}}$	$Z_{t_{2,363}}$
	2	1	$Z_{t_{1,364}}$	$Z_{t_{2,364}}$
	2	2	$Z_{t_{1,365}}$	$Z_{t_{2,365}}$
	2	3	$Z_{t_{1,366}}$	$Z_{t_{2,366}}$
	⋮	⋮	⋮	⋮
	12	3	$Z_{t_{1,540}}$	$Z_{t_{2,540}}$
	⋮	⋮	⋮	⋮
	⋮	⋮	⋮	⋮

Variabel tersebut terdiri dari 540 data dasaharian pada masing-masing stasiun pengamatan. Data tersebut dibagi menjadi 522 data *training* dan 18 data *testing* pada masing-masing stasiun pengamatan.

3.3 Lokasi Penelitian

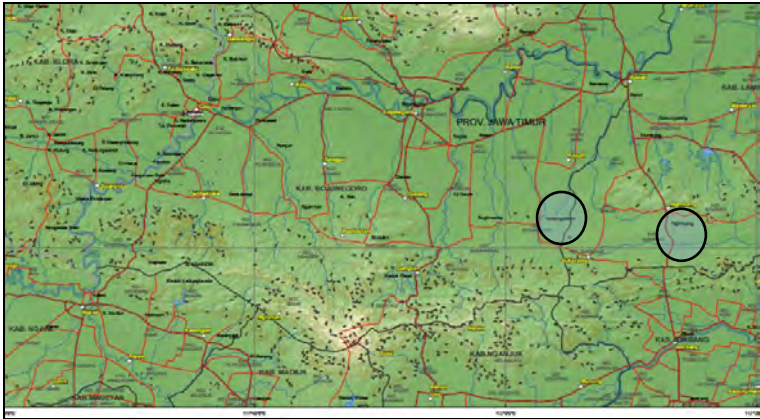
Penelitian ini mengambil lokasi di dua tempat, dengan penjelasan sebagai berikut.

1. Cawak

Cawak adalah nama desa di Kecamatan Ngimbang Bojonegoro Timur yang terletak di $-7,24^0$ LS dan $112,11^0$ BT. Daerah ini terdapat sumber air dan bendungan untuk mengairi sawah irigasi yang disebut Daerah Irigasi Cawak. Topografi daerah ini merupakan perkampungan-perkampungan dengan lahan yang datar dengan kemiringan lahan antara 0,5 m hingga 0,75 m per 1000 m. Kapasitas infiltrasi lahan tanah yang relatif tinggi dan jangkauan terhadap sungai Bengawan Solo yang relatif jauh menyebabkan daerah ini rawan kekeringan. Topografi lahan datar tidak memungkinkan untuk pembangunan waduk atau embung berskala besar untuk pengairan sawah, sehinggaantisipasi kekeringan perlu melalui pemanfaatan hujan dengan membangun waduk-waduk harian atau embung berkapasitas skala rukun tetangga atau tandon-tandon berkapasitas skala rumah tangga (Didik, Kuntjoro, Saptarita & Kamilia 2012)

2. Kedungadem

Kedungadem adalah sebuah Kecamatan yang berjarak 35 km arah tenggara dari pusat kota Bojonegoro yang terletak di $-7,37^0$ LS dan $112,05^0$ BT dengan tipe sawah dominan tadah hujan. Topografi kecamatan ini adalah daratan berdataran tinggi. Pada Bulan September 2014, debit Sungai Bengawan Solo menyusut dan cadangan air Waduk Pacal menipis sehingga ketika musim kemarau sebagian besar daerah ini mengalami kesulitan air. Pada tahun 2014, Kedungadem mendapatkan bantuan dari pemerintah berupa tandon air (*water tower*) (Tempo 2014). Hasil pertanian di kecamatan ini adalah padi ketika musim penghujan dan tembakau ketika musim kemarau. Sebagian masyarakat yang tinggal menggantungkan hidupnya pada pekerjaan sebagai petani (BPS Kabupaten Bojonegoro 2009).



Gambar 3.1 Peta Topografi Lokasi Penelitian

3.4 Langkah Analisis

Berikut ini langkah-langkah analisis yang dilakukan untuk mencapai tujuan penelitian.

1. Mendeskripsikan karakteristik rata-rata dan penyebaran curah hujan dasaharian tahun 2000 hingga 2014 pada masing-masing stasiun pengamatan curah hujan di Kabupaten Bojonegoro dengan menggunakan statistika deskriptif.
2. Membagi data aktual curah hujan dasaharian pada masing-masing stasiun pengamatan curah hujan di Kabupaten Bojonegoro periode Januari 2000 – Desember 2014 menjadi dua, yaitu data *training* dan data *testing*.
 - a. Data *testing* adalah data curah hujan dasaharian masing-masing stasiun pengamatan di Kabupaten Bojonegoro selama rentang waktu enam bulan terakhir yaitu data curah hujan periode Juli hingga Desember 2014. Data *testing* ini digunakan untuk validasi model terbaik untuk peramalan.
 - b. Data *training* adalah sisanya, yaitu data curah hujan dasaharian masing-masing stasiun pengamatan di Kabupaten Bojonegoro yaitu data curah hujan periode

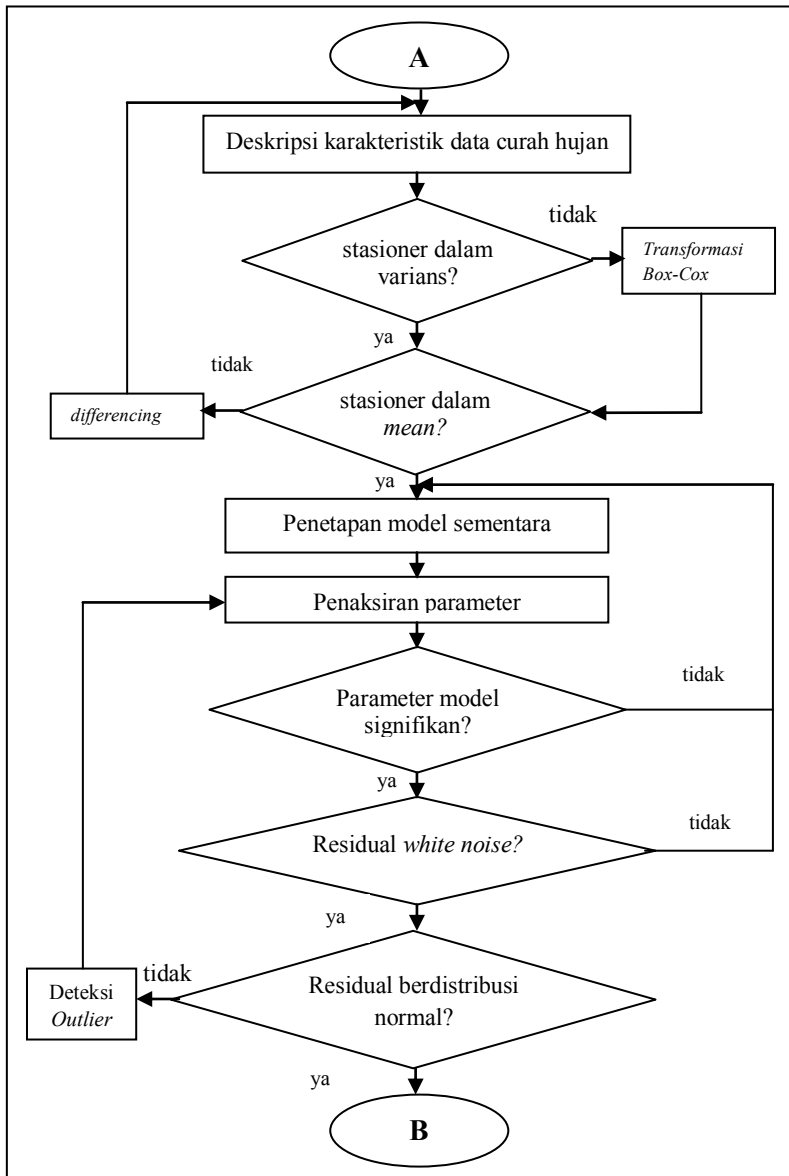
Januari 2000 – Juni 2014 yang akan digunakan untuk pembentukan dan pengujian model.

3. Mengidentifikasi pola data *training* dengan menggunakan plot *time series*.
4. Mengidentifikasi stasioneritas data *training* dalam varians dan *mean*.
 - a. Cek stasioneritas dalam varians dengan menggunakan Transformasi *Box-Cox* melalui nilai λ yang diperoleh. Jika data tidak stasioner dalam varians (nilai estimasi lambda tidak sama dengan 1), maka melakukan transformasi data dengan menggunakan *Power Transformation*, sehingga diperoleh nilai $\lambda = 1$.
 - b. Cek stasioneritas dalam *mean* secara visual dengan menggunakan plot *time series*, ACF dan PACF serta apabila pola data tidak musiman menggunakan Uji *Augmented Dickey-Fuller*. Jika data tidak stasioner dalam *mean*, maka melakukan *differencing* terhadap data.
5. Membuat plot ACF dan PACF dari data *training* yang sudah stasioner.
6. Menetapkan beberapa model sementara dengan mengidentifikasi orde ARIMA Box-Jenkins dari plot ACF dan PACF yang telah didapatkan pada masing-masing stasiun pengamatan.
7. Mengestimasi parameter model ARIMA Box-Jenkins pada masing-masing stasiun pengamatan dengan menggunakan *Conditional Least Square*.
8. Menguji signifikansi parameter model ARIMA Box-Jenkins yang telah didapatkan pada masing-masing stasiun pengamatan dengan Uji *t*.
9. Menetapkan model ARIMA Box-Jenkins dari parameter model yang signifikan.
10. Memeriksa diagnostik asumsi residual *white noise* dengan Uji *Ljung-Box* dan asumsi residual berdistribusi normal dengan Uji *Kolmogorov-Smirnov* pada kemungkinan model ARIMA Box-Jenkins yang signifikan.

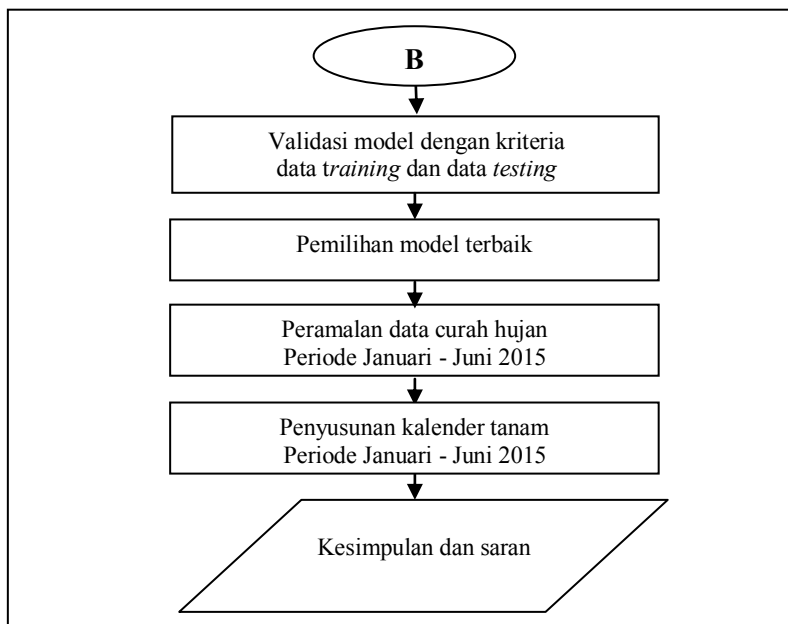
- a. Jika residual tidak memenuhi asumsi *white noise*, maka mengembalikan tahapan ke penetapan model sementara dengan identifikasi orde ARIMA Box-Jenkins lain menggunakan plot ACF/PACF (*overfitting model*).
 - b. Jika residual tidak memenuhi asumsi berdistribusi normal, maka melakukan penanganan dengan deteksi *outlier*.
11. Jika semua asumsi telah terpenuhi, maka langkah selanjutnya adalah pemilihan model terbaik dengan melakukan validasi model ARIMA Box-Jenkins pada data *training* dan data *testing*.
 - a. Validasi model pada data *training* dengan menggunakan kriteria AIC dan SBC. Model terbaik dipilih dari nilai AIC dan SBC terkecil.
 - b. Validasi model pada data *testing* dengan menggunakan kriteria RMSE dan sMAPE. Model terbaik dipilih dari nilai RMSE dan sMAPE terkecil.
12. Menetapkan model ARIMA Box-Jenkins terbaik berdasarkan kriteria nilai akurasi peramalan terkecil.
13. Meramalkan curah hujan pada masing-masing stasiun pengamatan selama enam bulan ke depan menggunakan model ARIMA Box-Jenkins terbaik.
14. Membuat kalender tanam padi dan pola tanam padi Kabupaten Bojonegoro periode Januari hingga Juni 2015.
15. Menarik kesimpulan dan saran.

3.5 Diagram Alir

Diagram alir yang menjelaskan langkah analisis penelitian ini ditampilkan pada Gambar 3.2 sebagai berikut.



Gambar 3.2 Diagram Alir Langkah Analisis Penelitian



Gambar 3.2 (Lanjutan) Diagram Alir Langkah Analisis Penelitian

BAB IV ANALISIS DAN PEMBAHASAN

Analisis dan pembahasan untuk mendapatkan peramalan curah hujan di Kabupaten Bojonegoro menggunakan metode *ARIMA Box-Jenkins* dijelaskan pada bagian ini. Studi kasus yang diambil dalam penelitian ini terdiri dari dua wilayah, yaitu Cawak dan Kedungadem. Hasil penelitian ini diharapkan dapat menemukan model peramalan terbaik untuk meramalkan curah hujan di Kabupaten Bojonegoro. Hasil angka ramalan curah hujan kemudian digunakan untuk menyusun kalender tanam padi Tahun 2015 mendatang. Sebelum dilakukan analisis peramalan *ARIMA Box-Jenkins*, dilakukan terlebih dahulu analisis karakteristik dari data curah hujan kedua pos pengamatan tersebut untuk mengetahui sebaran curah hujan yang ada.

4.1 Karakteristik Curah Hujan di Kabupaten Bojonegoro dari Tahun 2000 hingga 2014

Data yang digunakan diambil dari pengukuran curah hujan dasaharian pada masing-masing Pos pengamatan dalam kurun waktu lima belas tahun, yaitu Januari 2000 hingga Desember 2014. Data dasaharian adalah data persepuluh hari, dimana dalam satu bulan terdapat 3 data. Jumlah semua observasi per wilayah adalah 540 data. Berikut ini karakteristik curah hujan pada masing-masing wilayah.

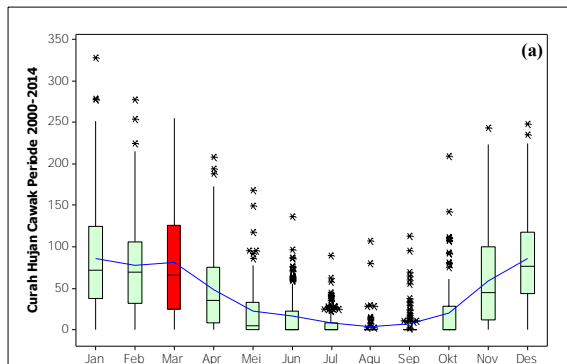
Tabel 4.1 Karakteristik Curah Hujan Pos Cawak dan Pos Kedungadem dari Tahun 2000 hingga 2014

Statistik Deskriptif	Curah Hujan Pos Cawak (mm)	Curah Hujan Pos Kedungadem (mm)
<i>Mean</i> (mm)	39,19	52,56
Simpangan baku (mm)	49,60	61,83
Nilai Minimum (mm)	0,00	0,00
Nilai Maksimum (mm)	278,00	357,00

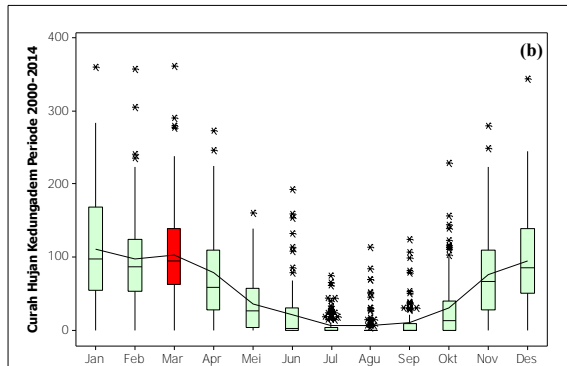
Tabel 4.1 menginformasikan bahwa selama kurun waktu 15 tahun terakhir dari Tahun 2000 hingga 2014, rata-rata curah hujan Pos Cawak adalah termasuk kategori curah hujan sedang (39,19 milimeter per hari). Keragaman curah hujannya relatif besar karena nilai simpangan baku juga besar, melebihi rata-ratanya. Curah hujan maksimum mencapai 278 milimeter (kategori hujan sangat lebat) jauh diatas rata-rata, sedangkan curah hujan minimum mengindikasikan hari tidak hujan.

Bila dibandingkan dengan Pos Cawak, rata-rata curah hujan di Pos Kedungadem selama kurun waktu 15 tahun terakhir dari Tahun 2000 hingga 2014 adalah termasuk kategori hujan lebat (52,56 milimeter per hari). Keragaman curah hujannya juga relatif lebih besar, karena nilai simpangan baku juga besar. Curah hujan maksimum mencapai 357 milimeter (kategori hujan sangat lebat) jauh diatas rata-rata, sedangkan curah hujan minimum mengindikasikan hari tidak hujan.

Setelah mengetahui karakteristik data dengan statistik deskriptif, maka selanjutnya perlu mengetahui sebaran curah hujan bulanan dan tahunan yang divisualisasikan dalam *boxplot* sebagai berikut.



Gambar 4.1 Variasi Sebaran Curah Hujan Bulanan Selama 15 Tahun dari Tahun 2000 hingga 2014 : Pos Cawak (a)

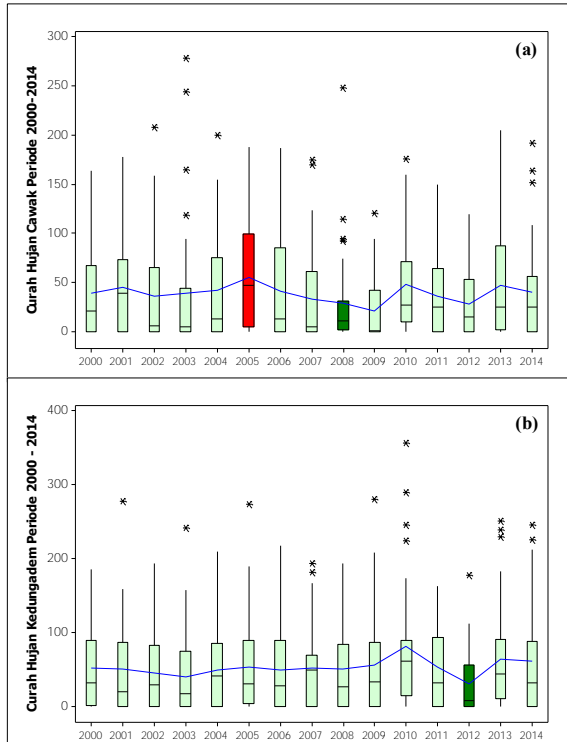


Gambar 4.1 (Lanjutan) Variasi Sebaran Curah Hujan Bulanan Selama 15 Tahun dari Tahun 2000 hingga 2014 : Pos Kedungadem (b)

Gambar 4.1 mengilustrasikan mengenai variasi sebaran curah hujan setiap bulannya pada selama 15 tahun terakhir, dari Tahun 2000 hingga Tahun 2014. Gambar 4.1 (a) menjelaskan bahwa selama selang waktu 15 tahun terakhir di Pos Cawak, siklus musim kemarau terjadi pada bulan Mei hingga Oktober, sedangkan musim hujan terjadi pada bulan Januari, Februari, Maret, April, November dan Desember. Fenomena hujan paling ekstrim terjadi pada bulan Maret, dimana rata-rata curah hujan mendekati 100 milimeter yang termasuk kategori hujan lebat, curah hujan terendah sebesar 0 milimeter dan curah hujan tertinggi mencapai 300 milimeter yang termasuk kategori hujan sangat lebat. Pada musim kemarau, hujan lebat tetap turun. Hal ini dapat dilihat pada bulan-bulan di musim tersebut masih terdapat curah hujan yang turun rata-rata dibawah 50 milimeter.

Gambar 4.1 (b) menjelaskan bahwa selama kurun waktu 15 tahun terakhir di Pos Kedungadem, siklus musim kemarau terjadi pada bulan Mei hingga Oktober, sedangkan musim hujan terjadi pada bulan Januari, Februari, Maret, April, November dan Desember. Fenomena hujan paling ekstrim terjadi pada bulan Maret, dimana rata-rata curah hujan diatas 100 milimeter yang termasuk kategori hujan sangat lebat, curah hujan terendah sebesar 0 milimeter dan curah hujan tertinggi mencapai 300 milimeter yang termasuk kategori hujan sangat lebat. Pada musim

kemarau, hujan lebat tetap turun. Hal ini dapat dilihat pada bulan-bulan di musim tersebut masih terdapat curah hujan yang turun rata-rata diatas 0 milimeter. Variasi sebaran curah hujan di kedua Pos ini selama 15 tahun terakhir mengindikasikan adanya curah hujan ekstrim yang menyebabkan terdapat banyaknya data *outlier*.



Gambar 4.2 Variasi Sebaran Curah Hujan Selama 15 Tahun
dari Tahun 2000 hingga 2014 :
Pos Cawak (a) dan Pos Kedungadem (b)

Gambar 4.2 (a) dan 4.2 (b) mengilustrasikan variasi sebaran hujan dalam kurun waktu 15 tahun terakhir yaitu dari Tahun 2000 hingga 2014. Gambar 4.2 (a) menjelaskan bahwa sebaran pola curah hujan di Pos Cawak berbeda setiap tahunnya. Pos Cawak

mengalami sebaran curah hujan terbesar pada tahun 2005. Hal tersebut dapat dilihat dari curah hujan terendah sebesar 0 milimeter, sedangkan curah hujan tertinggi mencapai 200 milimeter, mengindikasikan hujan yang sangat lebat. Kejadian tersebut naik sangat tajam (ekstrim) bila dibandingkan dengan curah hujan tertinggi pada tahun 2008 yang berada di bawah 100 milimeter. Selama 15 tahun terakhir, fenomena hujan yang paling lebat di Pos Cawak terjadi pada Tahun 2003 dimana curah hujan yang turun mencapai 280 milimeter.

Tahun 2008 adalah tahun dengan sebaran curah hujan paling sedikit di Pos Cawak. Hal tersebut dapat dilihat melalui curah hujan terendah yaitu sebesar 0 milimeter dan curah hujan tertinggi berada sedikit di atas 50 milimeter saja. Fluktuasi besaran curah hujan di tahun tersebut dapat terbilang rendah. Hal ini menjelaskan bahwa pada tahun tersebut, sedikit curah hujan yang turun. Garis *mean* (warna biru) yang terhubung pada bagian tengah masing-masing *boxplot* menunjukkan bahwa rata-rata curah hujan setiap tahun berfluktuasi. Secara keseluruhan, dapat dilihat karakteristik sebaran pola hujan pada Pos Cawak bervariasi. Variasi sebaran curah hujan ini mengindikasikan adanya curah hujan ekstrim yang menyebabkan terdapat data *outlier*.

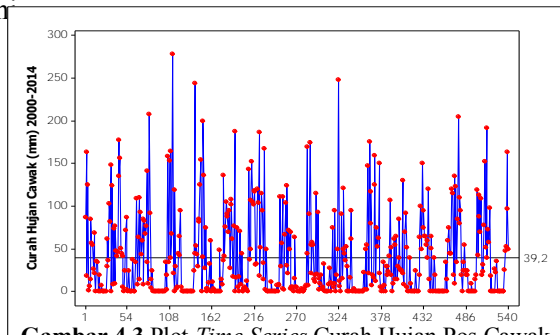
Gambar 4.2 (b) menjelaskan bahwa sebaran pola curah hujan di Pos Kedungadem hampir seragam. Hal ini dapat dilihat dari garis *mean* (warna biru) yang cenderung flat atau lurus. Pos Kedungadem mengalami sebaran curah hujan tertinggi pada tahun 2006. Hal tersebut dapat dilihat dari curah hujan terendah sebesar 0 milimeter, sedangkan curah hujan tertinggi diatas 200 milimeter, mengindikasikan hujan yang sangat lebat. Kejadian tersebut naik sangat tajam (ekstrim) bila dibandingkan dengan curah hujan tertinggi pada tahun 2012 yang hanya sedikit diatas 100 milimeter. Selama 15 tahun terakhir, fenomena hujan yang paling lebat di Pos Kedungadem terjadi pada Tahun 2010 dimana curah hujan yang turun mencapai 370 milimeter.

Tahun 2012 adalah tahun dengan sebaran curah hujan paling

sedikit di Pos Kedungadem. Hal tersebut dapat dilihat melalui curah hujan terendah yaitu sebesar 0 milimeter dan curah hujan tertinggi berada sedikit di atas 100 milimeter saja. Fluktuasi besaran curah hujan pada Tahun 2012 dapat terbilang rendah. Hal tersebut menjelaskan bahwa pada tahun tersebut, sedikit curah hujan yang turun. Garis *mean* (warna biru) yang terhubung pada bagian tengah masing-masing *boxplot* menunjukkan bahwa rata-rata curah hujan setiap tahun homogen tetapi berfluktuasi mulai Tahun 2010. Secara keseluruhan, dapat dilihat karakteristik sebaran pola hujan pada Pos Kedungadem bervariasi. Variasi sebaran curah hujan ini mengindikasikan adanya curah hujan ekstrim yang menyebabkan terdapat data *outlier*.

4.2 Pemodelan dan Peramalan Curah Hujan di Pos Cawak Kabupaten Bojonegoro dengan Menggunakan Metode ARIMA Box-Jenkins

Analisis selanjutnya adalah memodelkan dan meramalkan curah hujan di Pos Cawak Kabupaten Bojonegoro menggunakan metode ARIMA Box-Jenkins. Sebelum melakukan peramalan, terlebih dahulu melihat pola data berdasarkan plot *Time Series* berikut ini:



Gambar 4.3 Plot *Time Series* Curah Hujan Pos Cawak dari Tahun 2000 hingga 2014

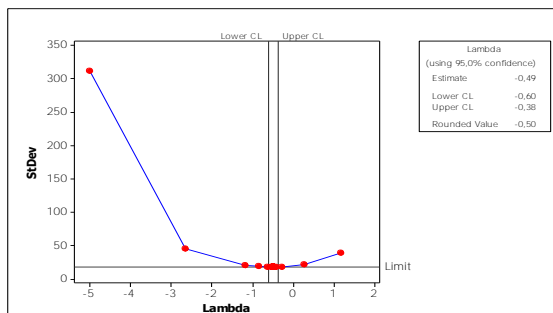
Berdasarkan plot *time series* Pos Cawak pada Gambar 4.3, dapat dilihat bahwa curah hujan Pos Cawak dalam kurun waktu lima belas tahun terakhir tidak stasioner dalam *mean*. Plot

tersebut juga memiliki pola perulangan dengan periode perulangannya teratur. Oleh karena itu, data tersebut memiliki efek musiman (*seasonal*). Ketika hari tidak hujan, maka plot curah hujan (titik merah) berada di angka nol dan ketika terjadi hujan yang ekstrim atau sangat lebat, maka plot curah hujan menyebar jauh diatas rata-ratanya.

Data pada Gambar 4.3 selanjutnya dibagi menjadi dua yaitu data *training* sebanyak 522 data (data mulai bulan Januari 2000 hingga Juni 2014) dan data *testing* (data mulai bulan Juli 2014 hingga Desember 2014) sebanyak 18 data. Data *training* digunakan untuk mendapatkan model untuk peramalan curah hujan wilayah Cawak selama 6 bulan kedepan (Januari hingga Juni 2015), sedangkan data *testing* digunakan untuk validasi model. Berikut ini tahapan pemodelan ARIMA Box-Jenkins.

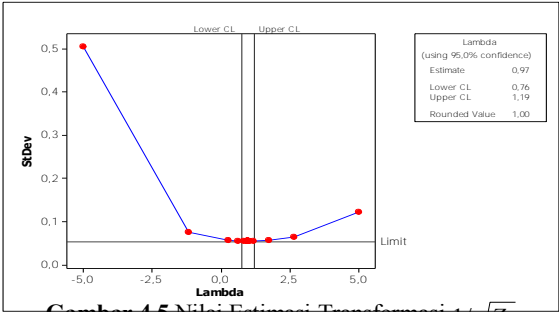
4.2.1 Identifikasi Model ARIMA

Tahap awal dalam prosedur Box-Jenkins adalah mengidentifikasi model ARIMA. Identifikasi model meliputi pengujian stasioneritas data curah hujan dalam varians dan *mean* serta penentuan order lag dari AR dan MA. Untuk menguji stasioneritas data dalam varians digunakan Uji Box-Cox, sedangkan untuk menguji stasioneritas data dalam *mean* digunakan plot ACF dan PACF. Pengujian kehomogenan varians data curah hujan Pos Cawak dengan Uji Box-Cox sebagai berikut.



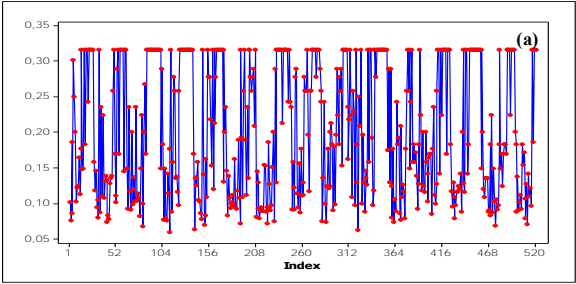
Gambar 4.4 Nilai Estimasi Lambda pada Pengujian Stasioneritas Varians Curah Hujan Pos Cawak

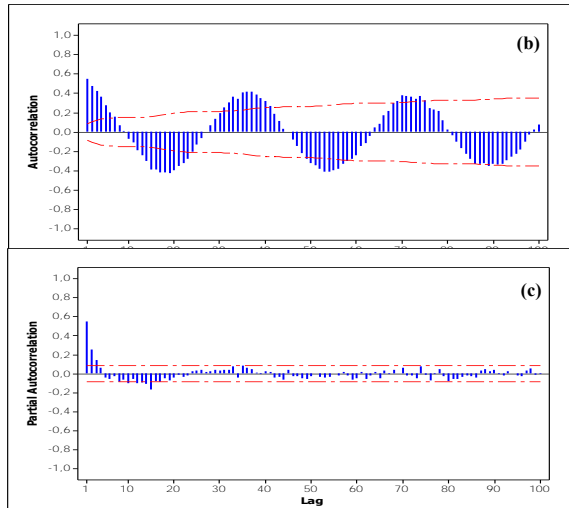
Gambar 4.4 memberi informasi bahwa nilai estimasi lambda pada data curah hujan Pos Cawak sebesar -0,5. Dapat dilihat bahwa varians data curah hujan Pos Cawak tidak homogen karena nilai estimasi lambda belum bernilai satu. Karena nilai λ sebesar -0,5, maka data ini ditransformasi $1/\sqrt{Z_t}$ sesuai dengan persamaan (2.2) untuk menstabilkan varians. Berikut ini hasil transformasi Box-Cox untuk data curah hujan Pos Cawak.



Gambar 4.5 Nilai Estimasi Transformasi $1/\sqrt{Z_t}$ pada Pengujian Stasioneritas Varians Curah Hujan Pos Cawak

Gambar 4.5 memberi informasi bahwa data curah hujan Pos Cawak telah stasioner dalam varians, karena nilai λ sebesar 1 termuat dalam LCL dan UCL pada hasil transformasi. Setelah asumsi stasioneritas data dalam varians terpenuhi, langkah selanjutnya adalah mengidentifikasi stasioneritas data dalam *mean* secara visual dengan plot *time series*, plot ACF dan plot PACF dari data hasil transformasi sebagai berikut.

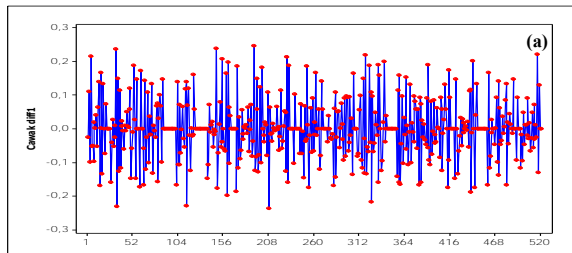


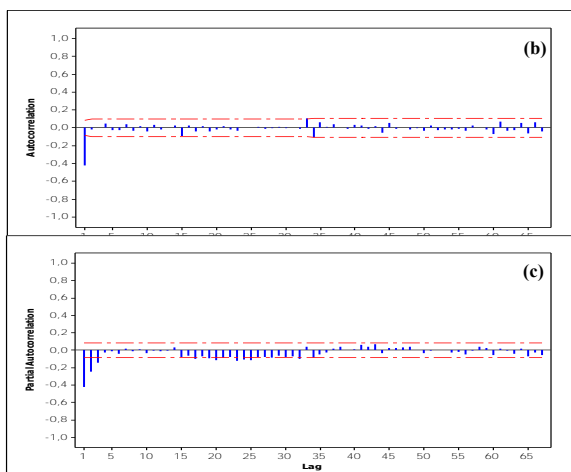


Gambar 4.6 Plot *Time Series*, ACF dan PACF Data Transformasi $1/\sqrt{Z_t}$

Curah Hujan Pos Cawak : *Time Series Plot* (a), ACF (b), PACF (c)

Gambar 4.6 (a) mengilustrasikan plot *time series* transformasi curah hujan Pos Cawak memiliki varians yang tidak homogen dan plot tidak berfluktuasi disekitar garis *mean*. Sedangkan Gambar 4.6(b) mengilustrasikan plot ACF berbentuk musiman kelipatan 36. Kelipatan musimannya tinggi-tinggi dan turun lambat menuju nol. Gambar 4.6(c) mengilustrasikan plot PACF turun cepat menuju nol. Hal ini mengindikasikan bahwa secara visual data hasil transformasi curah hujan Cawak belum stasioner dalam *mean*. Oleh karena itu, dilakukan *differencing* reguler pada lag 1. Hasilnya sebagai berikut.

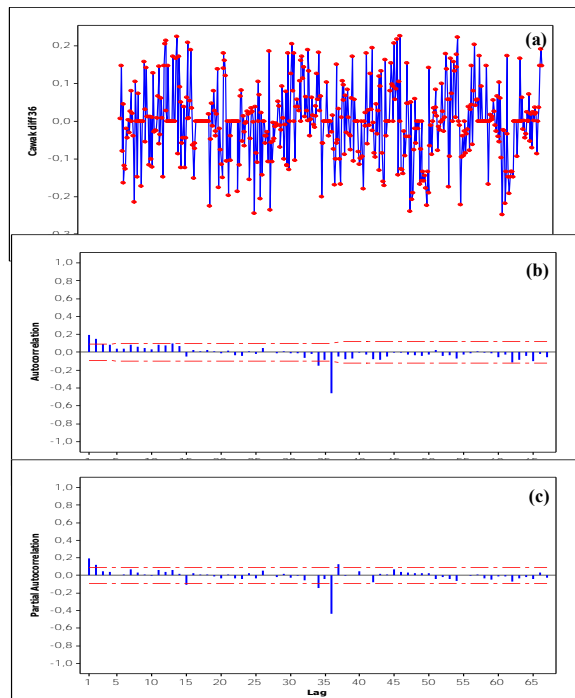




Gambar 4.7 Plot *Time Series*, ACF dan PACF Curah Hujan Pos Cawak Setelah *Differencing* 1 :
Plot *Time Series* (a), ACF (b), PACF (b)

Gambar 4.7(a) mengilustrasikan plot *time series* data curah hujan Pos Cawak setelah *differencing* reguler pada lag 1 berfluktuasi di sekitar garis *mean* yang konstan. Gambar 4.7(a) mengilustrasikan plot ACF data curah hujan Pos Cawak setelah *differencing* pada lag 1 *cuts off* setelah lag. Gambar 4.7(b) mengilustrasikan plot PACF turun lambat menuju nol. Hal ini menunjukkan data telah stasioner dalam *mean*. Dugaan model berdasarkan plot ACF dan PACF tersebut adalah $ARIMA([1, 33], 1, [1, 2])$.

Meskipun telah stasioner dalam *mean* dan varians setelah dilakukan *differencing* reguler, pola data merupakan pola musiman. Oleh karena itu, sebelum mengestimasi dan menguji signifikansi dugaan model tersebut, analisis dilanjutkan dengan melakukan *differencing* musiman pada lag 36 terhadap data yang sudah stasioner dalam varians. Lag 36 adalah lag yang sesuai dengan kelipatan orde musimannya. Hasil dugaan model ini nantinya akan dibandingkan dengan dugaan model pada *differencing* reguler sebelumnya. Hasilnya sebagai berikut.

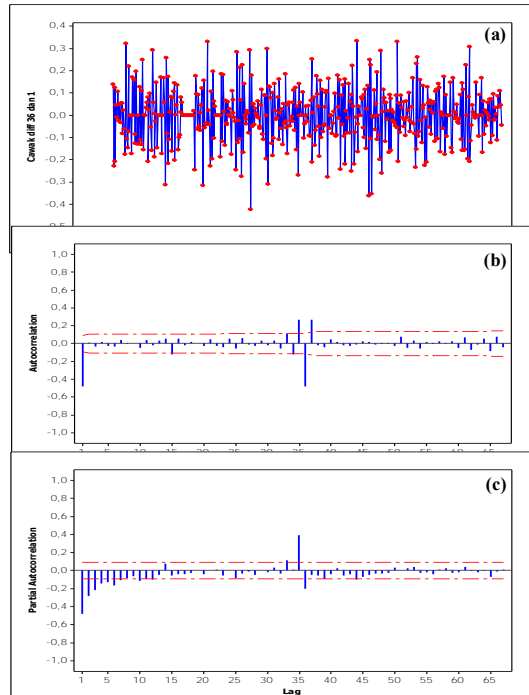


Gambar 4.8 Plot *Time Series*, ACF dan PACF Curah Hujan Pos Cawak Setelah *Differencing* 36 :
Plot *Time Series* (a), ACF (b), PACF (c)

Gambar 4.8(a) mengilustrasikan plot *time series* data curah hujan Pos Cawak setelah *differencing* pada lag 36 berfluktuasi di sekitar garis *mean*. Gambar 4.8(a) mengilustrasikan plot ACF data curah hujan Pos Cawak setelah *differencing* pada lag 36 turun lambat menuju nol. Gambar 4.8(b) mengilustrasikan plot PACF *cuts off* setelah lag 1 dan 36. Hal ini menunjukkan data telah stasioner dalam *mean*. Dugaan model berdasarkan plot ACF dan PACF tersebut adalah $ARIMA(1,0,1)(1,1,0)^{36}$.

Plot *time series* pada Gambar 4.8(a) hasil *differencing* musiman meskipun berfluktuasi disekitar garis *mean*, tetapi plot naik turunnya data tidak konstan atau cenderung kurang beraturan. Agar membuat data lebih stasioner dalam *mean*, maka

dilakukan kembali *differencing* pada lag 1 terhadap *time series* yang telah dilakukan *differencing* musiman tersebut. Hasil dugaan model ini akan dibandingkan dengan dugaan model pada *differencing* reguler dan *differencing* musiman sebelumnya.



Gambar 4.9 Plot *Time Series*, ACF dan PACF Curah Hujan Pos Cawak Setelah *Differencing* 36 dan 1 :
Plot *Time Series* (a), ACF (b), PACF (b)

Gambar 4.9(a) mengilustrasikan plot *time series* data curah hujan Pos Cawak setelah *differencing* pada lag 36 dan lag 1 telah stasioner dalam *mean* karena berfluktuasi di sekitar garis *mean* secara konstan. Gambar 4.9(a) mengilustrasikan plot ACF data curah hujan Pos Cawak setelah *differencing* pada lag 36 dan lag 1 *cuts off* setelah lag 1 dan 36. Gambar 4.9(b) mengilustrasikan plot PACF turun lambat menuju nol. Hal ini menunjukkan data telah

stasioner dalam *mean*. Dugaan model berdasarkan plot ACF dan PACF tersebut adalah $ARIMA(0,1,1)(0,1,1)^{36}$ dan $ARIMA(0,1, [1,2])(0,1,1)^{36}$.

4.2.2 Estimasi dan Pengujian Signifikansi Parameter

Setelah menetapkan dugaan model ARIMA sementara untuk peramalan curah hujan Pos Cawak, maka analisis selanjutnya adalah mengestimasi parameter-parameter semua dugaan model yang didapatkan dengan menggunakan metode *Conditional Least Square* (CLS). Kemudian parameter-parameter model tersebut diuji signifikansinya terhadap model menggunakan Uji *t*. Berikut adalah estimasi dan pengujian signifikansi parameter model pertama untuk Pos Cawak.

Tabel 4.2 Estimasi dan Pengujian Signifikansi Parameter Model $ARIMA([1,33],1,[1,2])$

Estimasi Parameter	Nilai Estimasi	Std Error	T-value	P-value	Keputusan
$\hat{\theta}_1$	1,54878	0,05243	29,54	<,0001	Signifikan
$\hat{\theta}_2$	-0,54881	0,05127	-10,70	<,0001	Signifikan
$\hat{\phi}_1$	0,84818	0,03098	27,38	<,0001	Signifikan
$\hat{\phi}_2$	0,15182	0,02282	6,65	<,0001	Signifikan

Berdasarkan hasil estimasi pengujian signifikansi parameter dugaan model pertama ARIMA curah hujan Pos Cawak pada Tabel 4.2, didapatkan hasil bahwa semua parameter yang signifikan berpengaruh terhadap model karena nilai *p-value* yang kurang dari taraf signifikansi $\alpha = 5\%$. Maka model tersebut dapat digunakan. Selanjutnya estimasi dan pengujian parameter dilanjutkan pada dugaan model yang kedua sebagai berikut.

Tabel 4.3 Estimasi dan Pengujian Signifikansi Parameter
Model ARIMA(1,0,1)(1,1,0)³⁶

Estimasi Parameter	Nilai Estimasi	Std Error	T-value	P-value	Keputusan
$\hat{\theta}_1$	0,62229	0,12229	5,09	<,0001	Signifikan
$\hat{\phi}_1$	0,77452	0,09904	7,82	<,0001	Signifikan
$\hat{\Phi}_{36}$	-0,47714	0,04107	-11,62	<,0001	Signifikan

Berdasarkan hasil estimasi pengujian signifikansi parameter dugaan model kedua ARIMA curah hujan Pos Cawak pada Tabel 4.3, didapatkan hasil bahwa semua parameter signifikan berpengaruh terhadap model karena nilai p -value yang kurang dari taraf signifikansi $\alpha = 5\%$. Maka model tersebut dapat digunakan. Estimasi dan pengujian parameter model dilanjutkan pada dugaan model yang ketiga sebagai berikut.

Tabel 4.4 Estimasi dan Pengujian Signifikansi Parameter
Model ARIMA(0,1,1)(0,1,1)³⁶

Estimasi Parameter	Nilai Estimasi	Std Error	T-value	P-value	Keputusan
$\hat{\theta}_1$	0,91922	0,01819	50,53	<,0001	Signifikan
$\hat{\Theta}_{36}$	0,72092	0,03278	21,99	<,0001	Signifikan

Berdasarkan hasil estimasi pengujian signifikansi parameter dugaan model ketiga ARIMA curah hujan Pos Cawak pada Tabel 4.4, didapatkan hasil bahwa semua parameter signifikan berpengaruh terhadap model karena nilai p -value yang kurang dari taraf signifikansi $\alpha = 5\%$. Maka model tersebut dapat digunakan. Estimasi dan pengujian parameter model dilanjutkan pada dugaan model yang keempat sebagai berikut.

Tabel 4.5 Estimasi dan Pengujian Signifikansi Parameter
Model ARIMA(0,1,[1,2])(0,1,1)³⁶

Parameter	Estimate	Std Error	T-value	P-value	Keputusan
$\hat{\theta}_1$	0,82580	0,04524	18,25	<,0001	Signifikan
$\hat{\theta}_2$	0,12334	0,04529	2,72	0,0067	Signifikan
$\hat{\Theta}_{36}$	0,72050	0,03283	21,95	<,0001	Signifikan

Berdasarkan hasil estimasi pengujian signifikansi parameter dugaan model ketiga ARIMA curah hujan Pos Cawak pada Tabel 4.5, didapatkan hasil bahwa semua parameter signifikan berpengaruh terhadap model karena nilai p -value yang kurang dari taraf signifikansi $\alpha = 5\%$. Maka model tersebut dapat digunakan.

4.2.3 Pemeriksaan Diagnostik

Setelah didapatkan empat dugaan model yang signifikan untuk curah hujan Cawak, maka analisis selanjutnya adalah pemeriksaan diagnostik untuk mengetahui kesesuaian model tersebut berdasarkan kriteria residual yang memenuhi asumsi *white noise* dan berdistribusi normal. Pemeriksaan asumsi *white noise* menggunakan Uji *Ljung-Box* sebagai berikut.

Tabel 4.6 Hasil Uji *Ljung-Box*
Model Sementara ARIMA([1,33],1,[1,2])

Sampai Lag	Chi-Square	Derajat Bebas (db)	P-value	Keputusan
6	1,34	2	0,5128	<i>White noise</i>
12	4,44	8	0,8154	<i>White noise</i>
18	8,53	14	0,8597	<i>White noise</i>
24	11,27	20	0,9389	<i>White noise</i>
30	12,44	26	0,9884	<i>White noise</i>
36	28,18	32	0,6603	<i>White noise</i>
42	29,16	38	0,8478	<i>White noise</i>
48	32,36	44	0,9029	<i>White noise</i>

Tabel 4.7 Hasil Uji *Ljung-Box*
Model Sementara ARIMA(1,0,1)(1,1,0)³⁶

Sampai Lag	Chi-Square	Derajat Bebas (db)	P-value	Keputusan
6	4,31	3	0,2302	<i>White noise</i>
12	9,87	9	0,3611	<i>White noise</i>
18	18,17	15	0,2541	<i>White noise</i>
24	19,22	21	0,5713	<i>White noise</i>
30	19,67	27	0,8441	<i>White noise</i>
36	35,97	33	0,3310	<i>White noise</i>
42	39,74	39	0,4371	<i>White noise</i>
48	43,40	45	0,5399	<i>White noise</i>

Tabel 4.8 Hasil Uji *Ljung-Box*
Model Sementara ARIMA(0,1,1)(0,1,1)³⁶

Sampai Lag	Chi-Square	Derajat Bebas (db)	P-value	Keputusan
6	11,02	4	0,0263	<i>Tidak White noise</i>
12	12,17	10	0,2737	<i>White noise</i>
18	18,64	16	0,2877	<i>White noise</i>
24	20,12	22	0,5754	<i>White noise</i>
30	20,83	28	0,8322	<i>White noise</i>
36	26,44	34	0,8194	<i>White noise</i>
42	28,01	40	0,9234	<i>White noise</i>
48	30,44	46	0,9626	<i>White noise</i>

Tabel 4.9 Hasil Uji *Ljung-Box*
Model Sementara ARIMA(0, 1, [1, 2])(0, 1, 1)³⁶

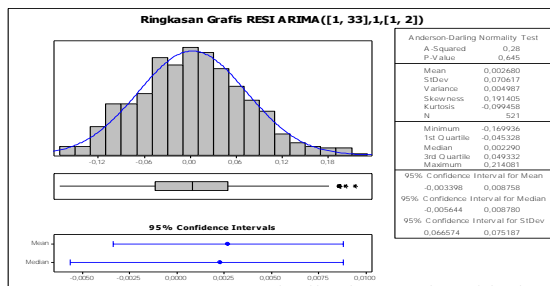
Sampai Lag	Chi-Square	Derajat Bebas (db)	P-value	Keputusan
6	4,46	3	0,2163	<i>White noise</i>
12	6,47	9	0,6921	<i>White noise</i>
18	13,19	15	0,5877	<i>White noise</i>
24	14,34	21	0,8546	<i>White noise</i>
30	15,28	27	0,9653	<i>White noise</i>
36	22,70	33	0,9108	<i>White noise</i>
42	24,68	39	0,9640	<i>White noise</i>
48	27,65	45	0,9805	<i>White noise</i>

Berdasarkan pengujian asumsi *white noise* pada Tabel 4.6 hingga 4.9, didapatkan kesimpulan bahwa asumsi residual *white noise* pada model ARIMA(0,1,1)(0,1,1)³⁶ sampai lag 6 tidak terpenuhi karena *p-value* yang kurang dari taraf signifikansi $\alpha = 5\%$ sehingga model tersebut tidak dapat digunakan dan hanya terpilih tiga dugaan model. Selanjutnya dilakukan pemeriksaan asumsi normalitas residual pada ketiga dugaan model tersebut secara grafis dengan kurva distribusi normal dan secara uji dengan Uji *Kolmogorov-Smirnov* sebagai berikut.

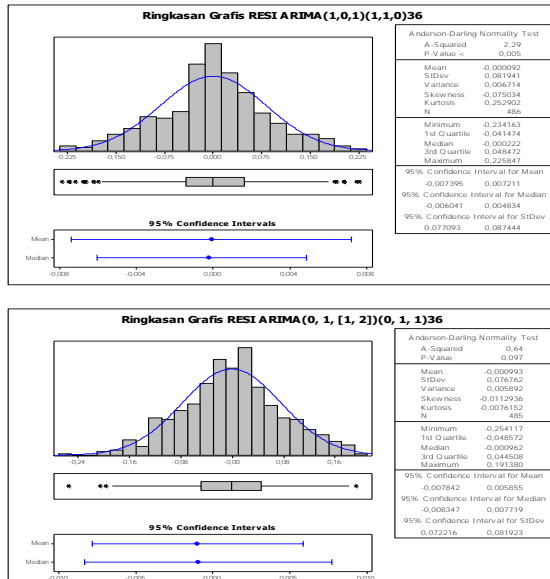
Tabel 4.10 Uji Normalitas Residual Model ARIMA Cawak dengan *Kolmogorov-Smirnov*

No	Model	Statistik KS	P-value
1	ARIMA([1,33],1,[1,2])	0,020016	>0,1500
2	ARIMA(1,0,1)(1,1,0) ³⁶	0,06839	<0,001
3	ARIMA(0,1,[1,2])(0,1,1) ³⁶	0,037577	0,0937

Berdasarkan pengujian asumsi normalitas residual pada Tabel 4.10, didapatkan kesimpulan bahwa asumsi residual berdistribusi normal pada dugaan model sementara curah hujan Pos Cawak terpenuhi karena *p-value* yang lebih dari taraf signifikansi $\alpha = 5\%$ kecuali pada dugaan model ARIMA(1,0,1)(1,1,0)³⁶. Hasil dari sebaran residual masing-masing model dapat dilihat sebagai berikut.



Gambar 4.10 Kurva Distribusi Normal Residual Berbagai Dugaan Model ARIMA Cawak



Gambar 4.10 (Lanjutan) Kurva Distribusi Normal Residual Berbagai Dugaan Model ARIMA Cawak

Gambar 4.10 memberi informasi bahwa secara visual residual dugaan model pertama dan ketiga untuk Pos Cawak menyebar secara normal. Hal ini dapat dilihat pada sebaran residual yang hampir simetris antara sisi kanan dan sisi kiri. Sedangkan residual pada model kedua cenderung menjulur ke kiri dan tidak simetris. Hal lain yang menyebabkan tidak normalnya sebaran residual model kedua karena diduga adanya *outlier* pada data curah hujan Pos Cawak. Oleh karena itu, dalam mengatasi hal tersebut perlu dilakukan deteksi *outlier* untuk mengetahui data yang diduga sebagai *outlier*. Setelah data *outlier* didapatkan, langkah selanjutnya adalah memasukkan *outlier* ke dalam model peramalan ARIMA(1,0,1)(1,1,0)³⁶ sebagai berikut.

Tabel 4.11 Estimasi Parameter dan Pengujian Signifikansi Parameter
Model ARIMA(1,0,1)(1,1,0)³⁶ dengan Deteksi Outlier Data Curah Hujan Cawak

Data ke-	Parameter	Estimate	Std Error	T-value	P-value	Outlier
-	$\hat{\theta}_1$	-0,07625	0,23593	-0,32	0,7467	-
-	$\hat{\phi}_1$	0,12986	0,23371	0,56	0,5787	-
-	$\hat{\Phi}_2$	-0,50037	0,04227	-11,84	<,0001	-
149	$\hat{\omega}_1$	0,18249	0,05651	3,23	0,0013	Additive
155	$\hat{\omega}_2$	0,18783	0,05635	3,33	0,0009	Additive
172	$\hat{\omega}_3$	-0,19772	0,05638	-3,51	0,0005	Additive
114	$\hat{\omega}_4$	0,19065	0,05647	3,38	0,0008	Additive
360	$\hat{\omega}_5$	-0,04324	0,01309	-3,30	0,0010	Level shift
53	$\hat{\omega}_6$	-0,19864	0,05660	-3,51	0,0005	Additive
305	$\hat{\omega}_7$	-0,16034	0,05667	-2,83	0,0049	Additive
161	$\hat{\omega}_8$	-0,17995	0,05654	-3,18	0,0016	Additive
440	$\hat{\omega}_9$	0,17342	0,05658	3,06	0,0023	Additive
444	$\hat{\omega}_{10}$	0,18432	0,05679	3,25	0,0013	Additive
389	$\hat{\omega}_{11}$	-0,17310	0,05661	-3,06	0,0024	Additive
209	$\hat{\omega}_{12}$	-0,18159	0,05663	-3,21	0,0014	Additive
355	$\hat{\omega}_{13}$	0,18396	0,05664	3,25	0,0012	Additive
104	$\hat{\omega}_{14}$	0,16373	0,05672	2,89	0,0041	Additive
334	$\hat{\omega}_{15}$	0,17724	0,05662	3,13	0,0019	Additive
198	$\hat{\omega}_{16}$	-0,15118	0,05677	-2,66	0,0080	Additive
200	$\hat{\omega}_{17}$	-0,16229	0,05641	-2,88	0,0042	Additive
61	$\hat{\omega}_{18}$	-0,17198	0,05634	-3,05	0,0024	Additive
412	$\hat{\omega}_{19}$	0,12749	0,05668	2,25	0,0250	Additive

Tabel 4.11 (Lanjutan) Estimasi Parameter dan Pengujian Signifikansi Parameter

Model ARIMA(1,0,1)(1,1,0)³⁶ dengan Deteksi Outlier Data Curah Hujan Cawak

Data ke-	Parameter	Estimate	Std Error	T-value	P-value	Outlier
34	$\hat{\omega}_{20}$	0,18344	0,06175	2,97	0,0031	Additive

Berdasarkan informasi pada Tabel 4.11, model ARIMA(1,0,1)(1,1,0)³⁶ mendapatkan data *outlier* sebanyak 20 data dengan jenis *additive* sebanyak 19 dan *level shift* sebanyak 1. Data yang *outlier* kebanyakan disebabkan oleh adanya kondisi iklim yang tidak menentu. Misalnya untuk data ke 149 dan 155 merupakan data dasaharian kedua bulan Februari Tahun 2004 dimana pada tanggal tersebut tidak turun hujan, padahal bulan Februari seharusnya merupakan musim hujan.

Tabel 4.12 Hasil Uji Asumsi

Model ARIMA(1,0,1)(1,1,0)³⁶ dengan Deteksi Outlier

Sampai Lag	Chi-Square	Derajat Bebas (db)	P-value	Keputusan	Uji Normalitas
6	4,40	3	0,2211	White noise	P-value = < 0,0100
12	6,89	9	0,6481	White noise	
18	11,05	15	0,7493	White noise	
24	14,31	21	0,8561	White noise	
30	21,20	27	0,7766	White noise	
36	29,37	33	0,6485	White noise	
42	31,40	39	0,8016	White noise	
48	36,31	45	0,8189	White noise	

Berdasarkan informasi pada Tabel 4.12, pada pemodelan data curah hujan Cawak meskipun sudah dilakukan deteksi *outlier* tetap saja tidak bisa diatasi kenormalan residualnya. Hal ini disebabkan oleh kurva distribusi pada residualnya berbentuk *Leptokurtik*. Kurva jenis *Leptokurtik* tersebut ditandai dengan kurva distribusinya lebih runcing dibandingkan dengan kurva normal seperti yang ditunjukkan pada Gambar 4.10 diatas.

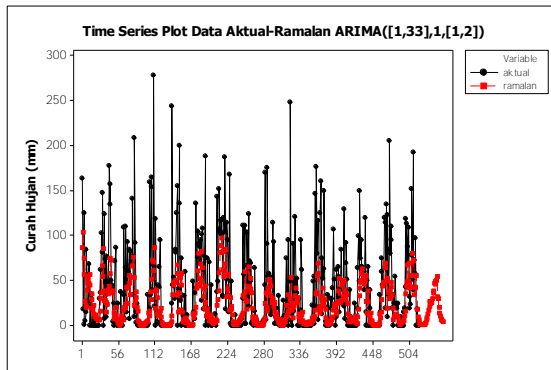
Sehingga model $ARIMA(1,0,1)(1,1,0)^{36}$ tidak dapat digunakan untuk peramalan curah hujan Cawak.

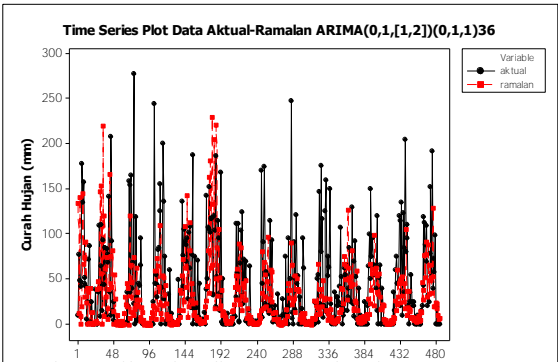
4.2.4 Validasi Model

Setelah semua asumsi pada dugaan model telah terpenuhi, maka langkah selanjutnya adalah validasi model pada dugaan model curah hujan Pos Cawak yang memenuhi asumsi residual dengan menggunakan kriteria data *training* dan data *testing* seperti pada yang telah dijelaskan di laporan ini. Model yang akan divalidasi adalah $ARIMA([1,33],1,[1,2])$ dan $ARIMA(0,1,[1,2])(0,1,1)^{36}$. Validasi model digunakan untuk mengetahui apakah model sudah layak digunakan untuk peramalan. Berikut ini hasil analisisnya.

a. Validasi Model dengan Kriteria Data *Training*

Kriteria kebaikan model pada data *training* yang digunakan pada penelitian ini adalah *Akaike's Information Criterion* (AIC) dan *Schwartz's Bayesian Criterion* (SBC). Model terbaik adalah model dengan nilai AIC dan SBC terkecil diantara model yang lain. Validasi ini dilakukan pada 522 data aktual dan prediksi curah hujan dasaharian Cawak, yaitu besarnya curah hujan Cawak pada Bulan Januari hingga Juni 2014. Berikut ini hasil perbandingan antara prediksi curah hujan Cawak Bulan Januari 2000 hingga Mei 2014 dengan curah hujan yang sebenarnya.





Gambar 4.11 Plot Hasil Perbandingan Ramalan dengan Data *Training* (Aktual) Curah Hujan di Pos Cawak dengan Kedua Dugaan Model ARIMA Sementara

Gambar 4.11 mengilustrasikan secara visual plot perbandingan antara hasil prediksi curah hujan Cawak (plot merah) pada Bulan Januari 2000 hingga Juni 2014 dengan pengamatan curah hujan yang sebenarnya (plot hitam) menggunakan masing-masing model. Secara visual, pola prediksi menggunakan model $ARIMA([1,33],1,[1,2])$ non musiman lebih jauh berbeda dengan pengamatan yang sebenarnya bila dibandingkan dengan pola prediksi menggunakan model $ARIMA(0,1,[1,2])(0,1,1)^{36}$. Nilai AIC dan SBC masing-masing model dapat dilihat dalam Tabel 4.13 berikut ini.

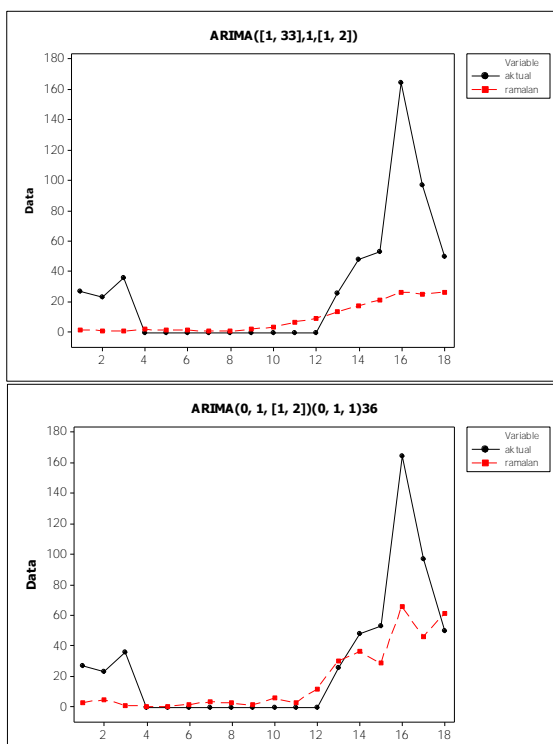
Tabel 4.13 Kriteria Keباikan Model ARIMA Pos Cawak dengan AIC dan SBC

Model	AIC	SBC
$ARIMA([1,33],1,[1,2])$	-1.275,52	-1.258,5
$ARIMA(0,1,[1,2])(0,1,1)^{36}$	-1.108,59	-1.096,04

Berdasarkan Tabel 4.13, nilai AIC dan SBC model pertama lebih kecil bila dibandingkan dengan model kedua. Selanjutnya dilakukan validasi model dengan kriteria data *testing* sebagai berikut.

a. Validasi Model dengan Kriteria Data *Testing*

Kriteria kebaikan model pada data *testing* yang digunakan pada penelitian ini adalah RMSE dan sMAPE. Model terbaik adalah model dengan nilai RMSE dan sMAPE terkecil diantara model yang lain. Hasil dari selisih antara data aktual dengan hasil ramalan untuk curah hujan di Pos Cawak berdasarkan data *testing* dapat dilihat pada Gambar 4.12 dibawah ini.



Gambar 4.12 Plot Hasil Perbandingan Ramalan dengan Data *Testing* (Aktual) Curah Hujan Pos Cawak dengan Kedua Dugaan Model ARIMA Sementara

Gambar 4.12 mengilustrasikan secara visual plot antara data ramalan dengan data *testing* (aktual) masing-masing model. Secara visual, model $ARIMA(0, 1, [1, 2])(0, 1, 1)^{36}$ lebih baik karena

pola prediksi curah hujan Cawak mampu mengikuti pola data asli, meskipun pada prediksi ke dasahari 16 dan 17, yaitu curah hujan dasahari pertama dan dasahari kedua Bulan Desember Tahun 2014 selisihnya terlalu jauh. Sedangkan pada model ARIMA([1,33],1,[1,2]) pola prediksinya cenderung flat sehingga selisihnya terlalu besar. Nilai RMSE dan sMAPE masing-masing model dapat dilihat dalam Tabel 4.11 dibawah ini.

Tabel 4.14 Kriteria Keباikan Model ARIMA Pos Cawak dengan RMSE dan sMAPE

No	Model	RMSE	sMAPE
1	ARIMA([1,33],1,[1,2])	40,26	29,11
2	*ARIMA(0,1,[1,2])(0,1,1) ³⁶	29,32	25,57

*model dengan RMSE dan sMAPE terkecil

Berdasarkan informasi pada Tabel 4.14 bahwa ternyata model ARIMA(0,1,[1,2])(0,1,1)³⁶ mempunyai nilai RMSE dan sMAPE terkecil. Nilai RMSE menunjukkan bahwa akar kuadrat dari rata-rata *error* model curah hujan yang dihasilkan adalah sebesar 29,32 milimeter. Nilai tersebut tidak terlalu besar. Sedangkan nilai sMAPE menunjukkan bahwa rata-rata persentase kesalahan peramalan yang dihasilkan model ARIMA(0,1,[1,2])(0,1,1)³⁶ adalah sebesar 25,57%.

4.2.5 Pemilihan Model Terbaik

Setelah validasi model, maka selanjutnya adalah memilih model terbaik berdasarkan kriteria RMSE dan sMAPE terkecil. Model terbaik yang dipilih untuk peramalan curah hujan wilayah Cawak Kabupaten Bojonegoro periode Januari hingga Juni 2015 mendatang adalah ARIMA(0,1,[1,2])(0,1,1)³⁶.

Secara matematis, model tersebut dapat dituliskan sebagai berikut.

$$(1-B)(1-B)^{36} \dot{Z}_t = (1-\theta_1 B^1 - \theta_2 B^2)(1-\Theta_{36} B^{36}) a_t$$

atau dapat dituliskan sebagai berikut :

$$\hat{Z}_t = \left(\begin{array}{l} Z_{t-1} + Z_{t-36} - Z_{t-37} - \theta_1 a_{t-1} - \theta_2 a_{t-2} - \Theta_{36} a_{t-36} + \\ \theta_1 \Theta_{36} a_{t-37} + \theta_2 \Theta_{36} a_{t-38} + a_t \end{array} \right)$$

Dengan memasukkan semua nilai estimasi parameter, maka model curah hujan tersebut menjadi :

$$Z_t = \left(\begin{array}{l} Z_{t-1} + Z_{t-36} - Z_{t-37} - 0,82580 a_{t-1} - 0,12334 a_{t-2} - \\ 0,72050 a_{t-36} + 0,59499 a_{t-37} + 0,08887 a_{t-38} + a_t \end{array} \right)$$

dimana model \hat{Z}_t hasil peramalan curah hujan Cawak masih dalam transformasi seperakar data asli. Untuk memperoleh nilai hasil peramalan sesungguhnya (\hat{Y}_t), maka hasil dari \hat{Z}_t dikembalikan ke \hat{Y}_t dengan cara $\hat{Y}_t = \frac{1}{\hat{Z}_t^2}$. Untuk mendapatkan

model matematis diatas, dapat dilihat pada Lampiran 20.

Berdasarkan model yang terbentuk, dapat diketahui bahwa peramalan curah hujan di Pos Cawak pada waktu ke- t akan dipengaruhi oleh besarnya curah hujan pada 1 dasahari sebelumnya, 36 dasahari (1 tahun) sebelumnya, 37 dasahari sebelumnya, dan juga dipengaruhi oleh *error* pada hasil ramalan 1 dasahari (10 hari) sebelumnya, 2 dasahari sebelumnya, 36 dasahari (1 tahun) sebelumnya, 37 dasahari atau satu tahun sepuluh hari sebelumnya, 38 dasahari atau satu tahun dua puluh hari sebelumnya dan juga *error* pada hasil ramalan ke t .

Interpretasi dari model ARIMA curah hujan Pos Cawak diatas adalah besarnya curah hujan dasahari ke- t sama dengan besarnya curah hujan satu dasahari sebelumnya ditambah dengan besarnya curah hujan satu tahun (36 dasahari) sebelumnya, 0,08887 besar kesalahan peramalan (*error*) curah hujan satu tahun dua puluh hari sebelumnya, 0,59499 besar *error* ramalan curah hujan satu tahun satu dasahari sebelumnya, kemudian dikurangi dengan besarnya curah hujan satu tahun sepuluh dasahari sebelumnya, 0,8258 besar *error* ramalan curah hujan satu dasahari, dua dasahari, satu tahun sebelumnya, dan ditambahkan dengan besar *error* peramalan pada dasahari ke- t .

4.2.6 Peramalan

Setelah mendapatkan model terbaik untuk curah hujan di wilayah Cawak Bojonegoro, selanjutnya adalah meramalkan curah hujan di wilayah tersebut selama enam bulan kedepan, yaitu Bulan Januari hingga Juni 2015. Nilai hasil ramalan dibulatkan keatas karena nilai tersebut adalah banyaknya pasokan air hujan yang turun ke sawah tadah hujan dalam satuan milimeter, artinya dalam luasan satu meter persegi pada lahan sawah yang datar tertampung air setinggi satu milimeter atau sebanyak satu liter. Nilai ramalan curah hujan ini digunakan untuk membuat kalender tanam padi di wilayah Cawak Bojonegoro periode mendatang, sehingga kalender tanam yang terbentuk dapat memberi informasi bagi Dinas Pertanian Bojonegoro dalam menghimbau petani wilayah setempat dalam penentuan pola tanam padi yang meminimalisir gagal panen. Nilai ramalan yang digunakan untuk peramalan curah hujan pada periode yang akan datang adalah nilai hasil ramalan sesungguhnya (\hat{Y}_t). Hasil peramalan terhadap besarnya curah hujan di wilayah Cawak Bojonegoro selama enam bulan kedepan dengan menggunakan model ARIMA Box-Jenkins terbaik dapat dilihat pada kolom \hat{Y}_t pada tabel 4.15 dibawah ini.

Tabel 4.15 Hasil Ramalan Curah Hujan Pos Cawak
Periode Januari hingga Juni 2015

Periode	Data Transformasi (\hat{Z}_{t_i})	Data Asli (\hat{Y}_{t_i})
Januari 2014	0,166885	25,90574498 \approx 26
	0,157772	30,17354582 \approx 31
	0,145786	37,05070032 \approx 38
Februari 2014	0,142973	38,92039529 \approx 39
	0,131988	47,40215833 \approx 48
	0,133459	46,14370377 \approx 47
Maret 2014	0,129901	49,26168405 \approx 50
	0,12863	50,43919075 \approx 51
	0,123749	55,30050276 \approx 56

Tabel 4.15 (Lanjutan) Hasil Ramalan Curah Hujan Pos Cawak
Periode Januari hingga Juni 2015

Periode	Data Transformasi (\hat{Z}_{t_i})	Data Asli (\hat{Y}_{t_i})
April 2014	0,15301	32,71325942 \approx 33
	0,158011	30,05219966 \approx 31
	0,18207	20,16642302 \approx 21
Mei 2014	0,202476	14,39222038 \approx 15
	0,219785	10,70163613 \approx 11
	0,234466	8,190388451 \approx 9
Juni 2014	0,243612	6,850155585 \approx 7
	0,251877	5,762419472 \approx 6
	0,259318	4,870777083 \approx 5

Berdasarkan Tabel 4.15 dapat diketahui bahwa hasil peramalan curah hujan yang turun selama enam bulan ke depan periode Januari hingga Juni 2015 pada wilayah Cawak diperkirakan tidak lebat. Nilai ramalan curah hujan berkisar dibawah 50 milimeter per dasahari. Hujan lebat diperkirakan terjadi pada Bulan Maret 2014, dimana besar perkiraan curah hujan diatas 50 milimeter pada saat itu.

4.2.7 Kalender Tanam Padi Pos Cawak Periode Januari – Juni 2015

Sesuai dengan kategori jenis hujan menurut BMKG (2011), dimana dibawah 50 milimeter adalah kategori hujan sedang, berarti bahwa hujan yang turun selama enam bulan kedepan yaitu Januari hingga Juni 2015 di wilayah Cawak Bojonegoro termasuk hujan kategori sedang. Berikut ini adalah susunan kalender tanam padi untuk wilayah Cawak Kabupaten Bojonegoro dalam enam bulan kedepan di Tahun 2015.

Jan			Feb			Mar		
26	31	38	39	48	47	50	51	56
Palawija			Palawija			Palawija		

Apr			Mei			Jun		
33	31	21	15	11	9	7	6	5
Palawija			Palawija			Palawija		

Gambar 4.13 Kalender Tanam Padi untuk Cawak Kabupaten Bojonegoro
Periode Januari hingga Juni 2015

Berdasarkan informasi pada Gambar 4.13, kebutuhan air untuk penanaman padi sawah sepanjang enam bulan pertama di Tahun 2015 tidak terpenuhi, karena penanaman padi sawah membutuhkan pasokan air efektif rata-rata per bulan 145 milimeter dalam musim hujan (Oldeman, 1990).

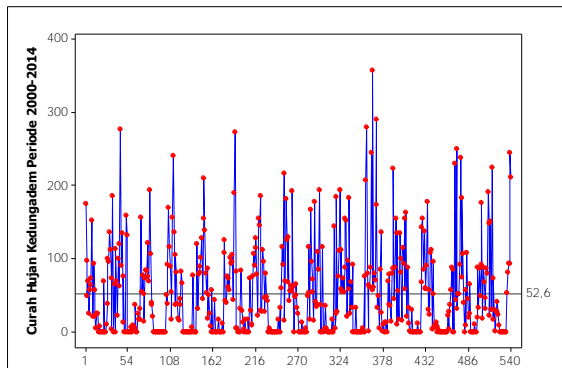
Maka sebaiknya, pertanian di wilayah Cawak Bojonegoro melakukan pola tanam alternatif yaitu menanam tembakau dan palawija seperti jagung, kedelai, kacang tanah, ubi dan sebagainya sepanjang masa panen bulan Januari hingga Juni 2015. Kalaupun dipaksakan menanam padi, baik petani maupun pemerintah harus memastikan tersedianya cadangan air dari embung atau waduk, padahal menurut informasi sejak Tahun 2009, 87 embung di wilayah Bojonegoro sudah mengering (Tempo, 2014).

Meski hujan, perkiraan cuaca wilayah Cawak pada enam bulan kedepan mengalami hujan yang tidak terlalu deras. Oleh karena itu, jika persediaan cadangan air terbatas maka sebaiknya petani di wilayah Cawak memakai pola tanam palawija di Tahun 2015 sebagai antisipasi adanya kekeringan atau kekurangan air yang dapat menyebabkan gagal panen.

4.3 Pemodelan dan Peramalan Curah Hujan di Pos Kedungadem Kabupaten Bojonegoro dengan Menggunakan Metode ARIMA Box-Jenkins

Analisis selanjutnya adalah memodelkan dan meramalkan curah hujan di Pos Kedungadem Kabupaten Bojonegoro menggunakan metode ARIMA Box-Jenkins. Sebelum melakukan peramalan, terlebih dahulu melihat pola data berdasarkan plot

time series berikut ini.



Gambar 4.14 Plot *Time Series* Curah Hujan Pos Kedungadem dari Tahun 2000 hingga 2014

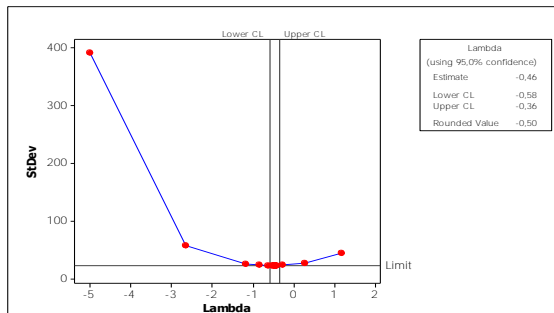
Berdasarkan plot *time series* Pos Kedungadem pada Gambar 4.14, dapat dilihat bahwa curah hujan Pos Kedungadem dalam kurun waktu lima belas tahun terakhir tidak stasioner dalam *mean*. Plot tersebut juga memiliki pola perulangan dengan periode perulangannya teratur. Oleh karena itu, data tersebut memiliki efek musiman (*seasonal*). Ketika hari tidak hujan, maka plot curah hujan (titik merah) berada di angka nol dan ketika terjadi hujan yang ekstrim atau sangat lebat, maka plot curah hujan menyebar jauh diatas rata-ratanya.

Data pada Gambar 4.14 selanjutnya dibagi menjadi dua yaitu data *training* sebanyak 522 data (data mulai bulan Januari 2000 hingga Juni 2014) dan data *testing* (data mulai bulan Juli 2014 hingga Desember 2014) sebanyak 18 data. Data *training* digunakan untuk mendapatkan model untuk peramalan curah hujan wilayah Kedungadem selama 6 bulan kedepan (Januari hingga Juni 2015), sedangkan data *testing* digunakan untuk validasi model. Berikut ini tahapan pemodelan ARIMA Box-Jenkins.

4.3.1 Identifikasi Model ARIMA

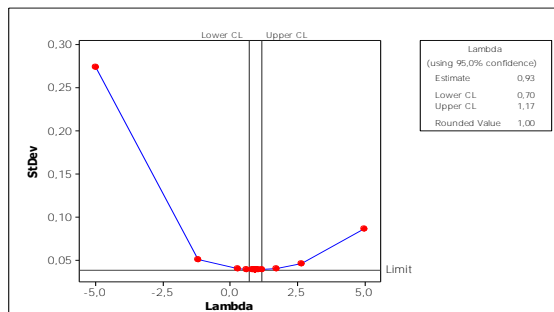
Seperti pada tahap identifikasi model untuk Pos Cawak,

maka pengujian stasioneritas data curah hujan Pos Kedungadem dalam varians dengan Uji Box-Cox adalah sebagai berikut.



Gambar 4.15 Nilai Estimasi Lambda pada Pengujian Stasioneritas Varians Curah Hujan Pos Kedungadem

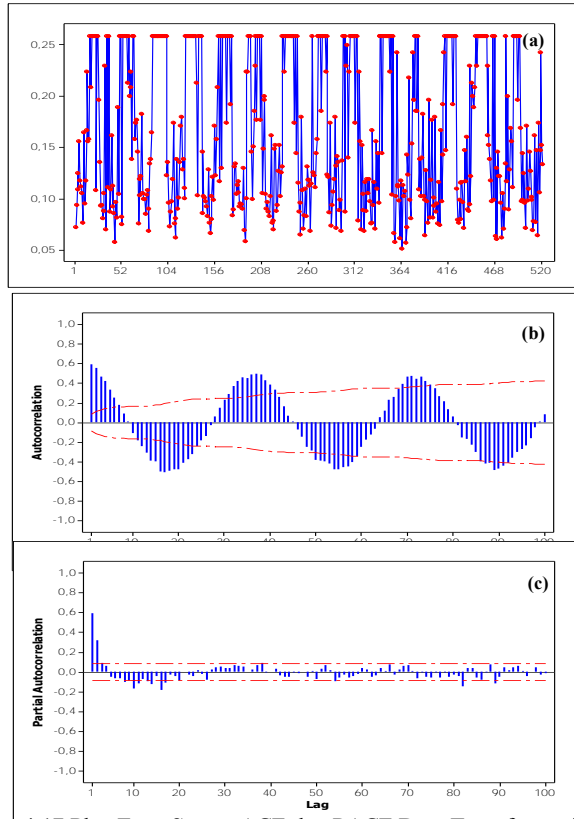
Gambar 4.15 memberi informasi bahwa nilai estimasi lambda pada data curah hujan Pos Kedungadem sebesar -0,5. Dapat dilihat bahwa varians data curah hujan Pos Kedungadem tidak homogen karena nilai estimasi lambda belum bernilai satu. Karena nilai estimasi lambda sebesar -0,5, maka data ini ditransformasi $1/\sqrt{Z_t}$ sesuai dengan persamaan (2.2) untuk menstabilkan varians.



Gambar 4.16 Nilai Estimasi Transformasi $1/\sqrt{Z_t}$ pada Pengujian Stasioneritas Varians Curah Hujan Pos Kedungadem

Gambar 4.16 memberi informasi bahwa data curah hujan Pos Kedungadem telah stasioner dalam varians, karena nilai

estimasi lambda sebesar 1. Setelah asumsi stasioneritas data dalam varians terpenuhi, langkah selanjutnya adalah mengidentifikasi stasioneritas data dalam *mean* secara visual dengan plot *time series*, plot ACF dan plot PACF dari data hasil transformasi sebagai berikut.

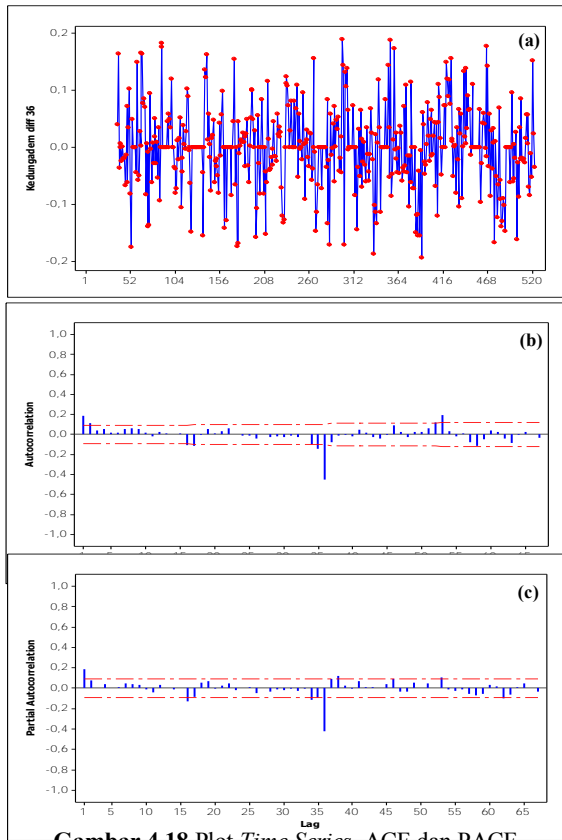


Gambar 4.17 Plot *Time Series*, ACF dan PACF Data Transformasi $1/\sqrt{Z_t}$

Curah Hujan Pos Kedungadem : *Time Series Plot* (a), ACF (b), PACF (c)

Gambar 4.17 (a) mengilustrasikan plot *time series* transformasi curah hujan Pos Kedungadem memiliki varians yang tidak homogen dan plot tidak berfluktuasi disekitar garis *mean*.

Sedangkan Gambar 4.17(b) mengilustrasikan plot ACF berbentuk musiman kelipatan 36. Kelipatan musimannya tinggi-tinggi dan turun lambat menuju nol. Gambar 4.17(c) mengilustrasikan plot PACF turun cepat menuju nol. Hal ini mengindikasikan bahwa secara visual data hasil transformasi curah hujan Kedungadem belum stasioner dalam *mean*. Oleh karena itu, dilakukan *differencing* pada lag 36. Hasilnya sebagai berikut.



Gambar 4.18 Plot *Time Series*, ACF dan PACF

Curah Hujan Pos Kedungadem

Setelah *Differencing* 36 :

Plot *Time Series* (a), ACF (b), PACF (b)

Gambar 4.18(a) mengilustrasikan plot *time series* data curah hujan Pos Kedungadem setelah *differencing* pada lag 36 berfluktuasi di sekitar garis *mean*. Gambar 4.18(a) mengilustrasikan plot ACF data curah hujan Pos Kedungadem setelah *differencing* pada lag 36 turun lambat menuju nol. Gambar 4.18(b) mengilustrasikan plot PACF *cuts off* setelah lag 1, 36 dan 53. Hal ini menunjukkan data telah stasioner dalam *mean*. Dugaan model berdasarkan plot ACF dan PACF tersebut adalah $ARIMA([1,53],0,0)(1,1,0)^{36}$ dan $ARIMA([1,53],0,0)(0,1,1)^{36}$.

4.3.2 Estimasi dan Pengujian Signifikansi Parameter

Setelah menetapkan dugaan model ARIMA sementara untuk peramalan curah hujan Pos Kedungadem, maka analisis selanjutnya adalah mengestimasi parameter-parameter keempat dugaan model yang didapatkan dengan menggunakan metode *Conditional Least Square* (CLS). Kemudian parameter-parameter model tersebut diuji signifikansinya terhadap model menggunakan Uji *t*. Berikut adalah estimasi dan pengujian signifikansi parameter model pertama untuk Pos Kedungadem.

Tabel 4.16 Estimasi dan Pengujian Signifikansi Parameter
Model $ARIMA([1, 53],0,0)(1,1,0)^{36}$

Parameter	Estimate	Std Error	T-value	P-value	Keputusan
$\hat{\phi}_1$	0,14955	0,04511	3,31	0,0010	Signifikan
$\hat{\theta}_{53}$	0,12098	0,04727	2,56	0,0108	Signifikan
$\hat{\Phi}_{36}$	-0,46292	0,04225	-10,96	<,0001	Signifikan

Berdasarkan hasil estimasi pengujian signifikansi parameter dugaan model pertama ARIMA curah hujan Pos Kedungadem pada Tabel 4.16, didapatkan hasil bahwa semua parameter yang signifikan berpengaruh terhadap model karena

nilai $p\text{-value}$ yang kurang dari taraf signifikansi $\alpha = 5\%$. Maka model tersebut dapat digunakan. Selanjutnya estimasi dan pengujian parameter dilanjutkan pada dugaan model yang kedua sebagai berikut.

Tabel 4.17 Estimasi dan Pengujian Signifikansi Parameter
Model ARIMA([1,53],0,0)(0,1,1)³⁶

Parameter	Estimate	Std Error	T-value	P-value	Keputusan
$\hat{\phi}_1$	0,71464	0,03315	21,56	<,0001	Signifikan
$\hat{\theta}_{53}$	0,13652	0,04502	3,03	0,0026	Signifikan
$\hat{\Theta}_{36}$	0,13213	0,04702	2,81	0,0051	Signifikan

Berdasarkan hasil estimasi pengujian signifikansi parameter dugaan model pertama ARIMA curah hujan Pos Kedungadem pada Tabel 4.17, didapatkan hasil bahwa semua parameter yang signifikan berpengaruh terhadap model karena nilai $p\text{-value}$ yang kurang dari taraf signifikansi $\alpha = 5\%$. Maka model tersebut dapat digunakan.

4.3.3 Pemeriksaan Diagnostik

Setelah didapatkan dua dugaan model yang signifikan untuk curah hujan Kedungadem, maka analisis selanjutnya adalah pemeriksaan diagnostik untuk mengetahui kesesuaian model tersebut berdasarkan kriteria residual yang memenuhi asumsi *white noise* dan berdistribusi normal. Pemeriksaan asumsi *white noise* menggunakan Uji *Ljung-Box* sebagai berikut.

Tabel 4.18 Hasil Uji *Ljung-Box*
Model Sementara ARIMA([1, 53], 0, 0)(1, 1, 0)³⁶

Sampai Lag	Chi-Square	Derajat Bebas (db)	P-value	Keputusan
6	5,85	3	0,1190	<i>White noise</i>
12	14,42	9	0,1080	<i>White noise</i>

Tabel 4.18 (Lanjutan) Hasil Uji *Ljung-Box*
Model Sementara ARIMA([1, 53], 0, 0)(1, 1, 0)³⁶

Sampai Lag	Chi-Square	Derajat Bebas (db)	P-value	Keputusan
18	24,49	15	0,0572	<i>White noise</i>
24	28,92	21	0,1159	<i>White noise</i>
30	34,39	27	0,1550	<i>White noise</i>
36	53,03	33	0,0150	<i>White noise</i>
42	54,77	39	0,0482	<i>White noise</i>
48	57,79	45	0,0956	<i>White noise</i>

Tabel 4.19 Hasil Uji *Ljung-Box*
Model Sementara ARIMA([1, 53], 0, 0)(0, 1, 1)³⁶

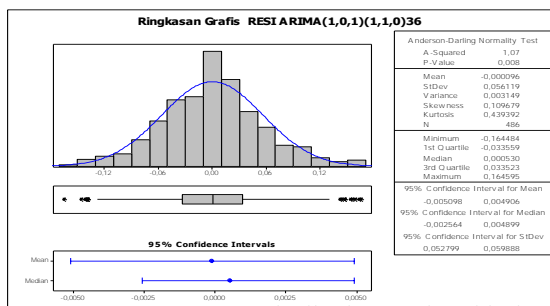
Sampai Lag	Chi-Square	Derajat Bebas (db)	P-value	Keputusan
6	7,33	3	0,0620	<i>White noise</i>
12	11,70	9	0,2306	<i>White noise</i>
18	17,65	15	0,2818	<i>White noise</i>
24	21,25	21	0,4439	<i>White noise</i>
30	25,59	27	0,5413	<i>White noise</i>
36	30,72	33	0,5813	<i>White noise</i>
42	31,91	39	0,7825	<i>White noise</i>
48	35,14	45	0,8543	<i>White noise</i>

Berdasarkan pengujian asumsi *white noise* pada Tabel 4.18 dan 4.19, didapatkan kesimpulan bahwa asumsi residual *white noise* pada semua dugaan model telah terpenuhi karena *p-value* yang lebih dari taraf signifikansi $\alpha = 5\%$ sehingga kedua dugaan model tersebut dapat digunakan. Selanjutnya dilakukan pemeriksaan asumsi normalitas residual model tersebut secara grafis dengan kurva distribusi normal dan secara uji dengan Uji *Kolmogorov-Smirnov* sebagai berikut.

Tabel 4.20 Uji Normalitas Residual Model ARIMA Kedungadem
dengan *Kolmogorov-Smirnov*

No	Model	Statistik KS	P-value
1	ARIMA([1,53],0,0)(1,1,0) ³⁶	0,020016	<0,0100
2	ARIMA([1,53],0,0)(0,1,1) ³⁶	0,06839	0,1019

Berdasarkan pengujian asumsi normalitas residual pada Tabel 4.20, didapatkan kesimpulan bahwa asumsi residual berdistribusi normal pada dugaan model ARIMA([1,53], 0, 0)(0,1,1)³⁶ curah hujan Pos Kedungadem telah terpenuhi karena *p-value* yang lebih dari taraf signifikansi $\alpha = 5\%$. Karena hanya terdapat satu model yang memenuhi asumsi normalitas residual yang *white noise* dan berdistribusi normal, maka model tersebut langsung dipilih sebagai model terbaik untuk meramalkan curah hujan di wilayah Kedungadem. Hasil dari sebaran residual model dapat dilihat sebagai berikut.



Gambar 4.19 Kurva Distribusi Normal Residual Dugaan Model ARIMA Kedungadem

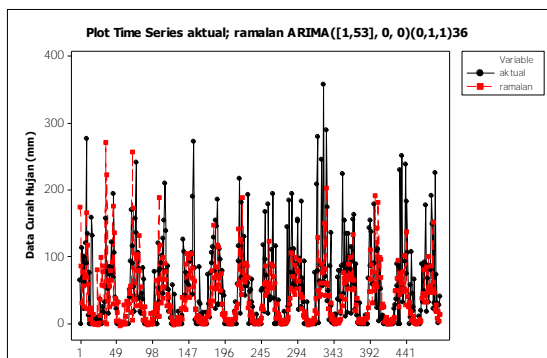
Gambar 4.19 memberi informasi bahwa secara visual residual dugaan model pertama dan ketiga untuk Pos Cawak menyebar secara normal. Hal ini dapat dilihat pada sebaran residual yang hampir simetris antara sisi kanan dan sisi kiri.

4.3.4 Validasi Model

Setelah semua asumsi pada dugaan model terpilih telah terpenuhi, maka langkah selanjutnya adalah validasi model pada model terbaik untuk curah hujan Pos Kedungadem. Validasi model tersebut menggunakan kriteria data *training* dan data *testing* seperti pada yang telah dijelaskan di laporan ini. Berikut ini hasil analisisnya.

a. Validasi Model dengan Kriteria Data *Training*

Kriteria kebaikan model pada data *training* yang digunakan pada penelitian ini adalah AIC (*Akaike's Information Criterion*) dan SBC (*Schwartz's Bayesian Criterion*). Model terbaik adalah model dengan nilai AIC dan SBC terkecil diantara model yang lain. Validasi ini dilakukan pada 522 data curah hujan dasaharian Kedungadem, yaitu besarnya curah hujan Kedungadem pada Bulan Januari 2000 hingga Juni 2014. Berikut ini hasil perbandingan antara prediksi curah hujan Kedungadem Bulan Januari 2000 hingga Juni 2014 dengan curah hujan yang sebenarnya.



Gambar 4.20 Plot Hasil Perbandingan Ramalan dengan Data *Training* (Aktual) Curah Hujan di Pos Kedungadem Menggunakan Model ARIMA Terbaik

Gambar 4.20 mengilustrasikan secara visual plot perbandingan antara hasil prediksi curah hujan Kedungadem (plot merah) pada Bulan Januari 2000 hingga *Juni* 2014 dengan pengamatan curah hujan yang sebenarnya (plot hitam) menggunakan model *terbaik*. Secara visual, pola prediksi menggunakan model ARIMA *terbaik tidak* jauh berbeda dengan pengamatan yang sebenarnya. Nilai AIC dan SBC masing-masing model dapat dilihat dalam Tabel 4.13 berikut ini.

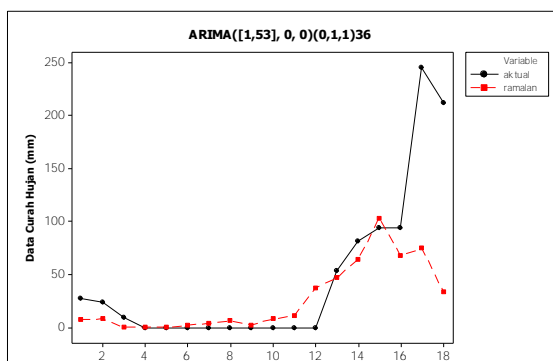
Tabel 4.21 Kriteria Keباian Model ARIMA Pos Kedungadem dengan AIC dan SBC

Model	AIC	SBC
ARIMA([1,53],0,0)(0,1,1) ³⁶	-1.415,42	-1.402,86

Berdasarkan Tabel 4.21, dapat dilihat nilai AIC model terbaik Pos Kedungadem sebesar -1.415,42 dan nilai SBC sebesar -1.402,86.

b. Validasi Model dengan Kriteria Data Testing

Seperti pada validasi model curah hujan Kedungadem, kriteria kebaikan model pada data *testing* yang digunakan adalah RMSE dan sMAPE. Hasil dari selisih antara data aktual dengan hasil ramalan untuk curah hujan di Pos Kedungadem berdasarkan data *testing* dapat dilihat pada Gambar 4.18 dibawah ini.



Gambar 4.21 Hasil Perbandingan Ramalan dengan Data *Testing* (Aktual) Curah Hujan Pos Kedungadem dengan Model ARIMA([1,53],0,0)(0,1,1)³⁶

Gambar 4.21 mengilustrasikan secara visual plot antara data ramalan dengan data *testing* (aktual) masing-masing model. Secara visual, model ARIMA([1,53], 0, 0)(0,1,1)³⁶ cukup baik karena pola prediksi curah hujan Kedungadem mampu mengikuti pola data asli, meskipun pada prediksi ke dasahari 17 dan 18 yaitu curah hujan dasahari kedua dan dasahari ketiga Bulan Desember

Tahun 2014 selisihnya terlalu jauh. Nilai RMSE dan sMAPE masing-masing model dapat dilihat dalam Tabel 4.21 dibawah ini.

Tabel 4.21 Kriteria Kebaikan Model ARIMA Pos Kedungadem dengan RMSE dan sMAPE

Model	RMSE	sMAPE
ARIMA([1,53],0,0)(0,1,1) ³⁶	59,75	25,27

Berdasarkan informasi pada Tabel 4.21 bahwa model mempunyai nilai RMSE sebesar 59,75 menunjukkan bahwa akar kuadrat dari rata-rata 59,75 milimeter. Sedangkan nilai sMAPE sebesar 25,27 menunjukkan bahwa rata-rata persentase kesalahan peramalan untuk model ARIMA([1,53],0,0)(0,1,1)³⁶ adalah sebesar 25,27%.

4.3.5 Interpretasi Model

Setelah validasi model, maka selanjutnya adalah nterpretasi model terbaik yang dipilih untuk peramalan curah hujan wilayah Kedungadem Kabupaten Bojonegoro periode Januari hingga Juni 2015 mendatang dalam penelitian ini, yaitu ARIMA([1,53],0,0)(0,1,1)³⁶. Secara matematis, model tersebut dapat dituliskan sebagai berikut.

$$(1 - \phi_1 B^1 - \phi_{53} B^{53})(1 - B)^{36} \dot{Z}_t = (1 - \Theta_{36} B^{36}) a_t$$

atau dapat dituliskan sebagai berikut :

$$\hat{Z}_t = Z_{t-36} + \phi_1 Z_{t-1} - \phi_1 Z_{t-37} + \phi_{53} Z_{t-53} - \phi_{53} Z_{t-89} - \Theta_{36} a_{t-36} + a_t$$

Dengan memasukkan semua nilai estimasi parameter, maka model curah hujan tersebut menjadi :

$$\hat{Z}_t = \left(Z_{t-36} + 0,71464 Z_{t-1} - 0,71464 Z_{t-37} + 0,13652 Z_{t-53} \right) - 0,13652 Z_{t-89} - 0,13213 a_{t-36} + a_t$$

dimana model \hat{Z}_t hasil peramalan curah hujan Kedungadem masih dalam transformasi seperakar data asli. Untuk memperoleh nilai hasil peramalan sesungguhnya (\hat{Y}_t), maka hasil dari

\hat{Z}_t dikembalikan ke \hat{Y}_t dengan cara $\hat{Y}_t = \frac{1}{\hat{Z}_t^2}$. Untuk mendapatkan

model matematis diatas, dapat dilihat pada Lampiran 21.

Berdasarkan model yang terbentuk, dapat diketahui bahwa peramalan curah hujan di Pos Kedungadem pada waktu ke- t akan dipengaruhi oleh besarnya curah hujan pada 36 dasahari (1 tahun) sebelumnya, 1 dasahari (10 hari) sebelumnya, 37 dasahari (1 tahun 10 hari) sebelumnya, 53 dasahari sebelumnya, dan juga dipengaruhi oleh *error* pada hasil ramalan 36 dasahari (1 tahun) sebelumnya dan *error* pada hasil ramalan ke t .

Interpretasi dari model ARIMA curah hujan Pos Kedungadem diatas adalah besarnya curah hujan dasahari ke- t sama dengan besarnya curah hujan satu tahun sebelumnya ditambah dengan 0,71464 besar curah hujan satu dasahari sebelumnya, 0,13652 besar curah hujan lima puluh tiga dasahari sebelumnya, kemudian dikurangi dengan 0,71464 besar curah hujan satu tahun sepuluh dasahari sebelumnya, 0,13213 besar kesalahan (*error*) ramalan curah hujan satu tahun sebelumnya, dan ditambahkan dengan besar *error* peramalan pada dasahari ke- t .

4.3.6 Peramalan

Setelah mendapatkan model terbaik untuk curah hujan di wilayah Kedungadem Bojonegoro, selanjutnya adalah meramalkan curah hujan di wilayah tersebut selama enam bulan kedepan, yaitu Bulan Januari hingga Juni 2015. Nilai hasil ramalan dibulatkan keatas karena nilai tersebut adalah banyaknya pasokan air hujan yang turun ke sawah tadah hujan dalam satuan milimeter, artinya dalam luasan satu meter persegi pada lahan sawah yang datar tertampung air setinggi satu milimeter atau sebanya satu liter. Nilai ramalan curah hujan ini digunakan untuk membuat kalender tanam padi di wilayah Kedungadem Bojonegoro periode mendatang. Nilai ramalan yang digunakan untuk peramalan curah hujan pada periode yang akan datang adalah nilai hasil ramalan sesungguhnya (\hat{Y}_t). Hasil peramalan

curah hujan di wilayah Kedungadem Bojonegoro selama enam bulan kedepan dengan menggunakan model ARIMA Box-Jenkins terbaik dapat dilihat pada kolom \hat{Y}_t pada tabel 4.22 dibawah ini.

Tabel 4.22 Hasil Ramalan Curah Hujan Pos Kedungadem
Periode Januari hingga Juni 2015

Periode	Data Transformasi (\hat{Z}_{t_i})	Data Asli (\hat{Y}_{t_i})
Januari 2014	0,076357	156,516 \approx 157
	0,116914	58,15948 \approx 59
	0,108957	69,23436 \approx 70
Februari 2014	0,122193	51,97379 \approx 52
	0,115098	60,4862 \approx 61
	0,116007	59,30714 \approx 60
Maret 2014	0,084728	124,2987 \approx 125
	0,112824	63,559 \approx 64
	0,119044	55,5643 \approx 56
April 2014	0,089208	110,658 \approx 111
	0,127542	46,47394 \approx 47
	0,135511	39,45642 \approx 40
Mei 2014	0,180414	15,72276 \approx 16
	0,142702	34,10629 \approx 35
	0,171326	19,06844 \approx 20
Juni 2014	0,191753	12,1966 \approx 13
	0,191063	12,39357 \approx 13
	0,181491	15,35909 \approx 16

Berdasarkan Tabel 4.22 dapat diketahui bahwa hasil peramalan curah hujan enam bulan ke depan periode Januari hingga periode Juni 2015 pada wilayah Kedungadem diperkirakan mengalami hujan lebat pada bulan Januari hingga April 2015 mendatang. Pada bulan-bulan tersebut, data curah hujan yang turun diperkirakan berada diatas 50 milimeter per dasahari. Sedangkan pada Bulan Mei dan Juni 2015 diperkirakan terjadi hujan yang tidak lebat, karena angka ramalan yang berada dibawah 50 milimeter per dasaharinya.

4.3.7 Kalender Tanam Padi Pos Kedungadem Periode Januari – Juni 2015

Sesuai dengan kategori jenis hujan menurut BMKG (2011), curah hujan dibawah 50 milimeter adalah kategori hujan sedang, diantara 50 hingga 100 milimeter adalah kategori hujan lebat, dan diatas 100 milimeter adalah kategori hujan yang sangat lebat. Berikut ini adalah susunan kalender tanam padi untuk wilayah Kedungadem Kabupaten Bojonegoro dalam enam bulan kedepan di Tahun 2015.

Jan			Feb			Mar		
157	59	70	52	61	60	125	64	56
Palawija			Palawija			Palawija		

Apr			Mei			Jun		
111	47	40	16	35	20	13	13	16
Palawija			Palawija			Palawija		

Gambar 4.22 Kalender Tanam Padi untuk Kedungadem Kabupaten Bojonegoro Periode Januari hingga Juni 2015

Berdasarkan informasi pada Gambar 4.22, kebutuhan air untuk penanaman padi sawah sepanjang enam bulan pertama di Tahun 2015 tidak terpenuhi, karena penanaman padi sawah membutuhkan pasokan air efektif rata-rata per bulan 145 milimeter dalam musim hujan (Oldeman, 1990). Meskipun pada Bulan Januari hingga April dasahari pertama diperkirakan hujan lebat, tetapi hal tersebut kurang memenuhi kebutuhan air untuk penanaman padi sawah.

Maka sebaiknya, pertanian di wilayah Kedungadem Bojonegoro melakukan pola tanam alternatif yaitu menanam tembakau dan palawija seperti jagung, kedelai, kacang tanah, ubi dan sebagainya sepanjang masa panen bulan Januari hingga Juni 2015. Kalaupun dipaksakan menanam padi, baik petani maupun pemerintah harus memastikan tersedianya cadangan air dari

embung atau waduk selama 5 bulan berturut-turut untuk penanaman alternatif padi gogo rancah. Menurut informasi sejak Tahun 2009, 87 embung di wilayah Bojonegoro sudah mengering (Tempo, 2014). Oleh karena itu, untuk menghindari resiko gagal panen karena memungkinkan kekeringan, maka sebaiknya petani di wilayah Kedungadem memakai pola tanam palawija di Tahun 2015.

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

BAB V

KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 Kesimpulan

Kesimpulan yang didapatkan dari hasil analisis dan pembahasan yang telah dilakukan mencapai tujuan penelitian adalah model ARIMA terbaik untuk pemodelan curah hujan Cawak adalah $ARIMA(0,1,[1,2])(0,1,1)^{36}$ dengan RMSE sebesar 29,32 milimeter dan sMAPE sebesar 25,57%. Curah hujan yang turun periode Januari hingga Juni 2015 diperkirakan tidak lebat. Oleh karena itu, pola tanam alternatif yang dapat mencegah gagal panen sepanjang masa panen bulan Januari hingga Juni 2015 di wilayah Cawak yaitu tembakau dan palawija seperti jagung, kedelai, kacang tanah, ubi dan sebagainya.

Sementara itu, model ARIMA terbaik untuk Kedungadem adalah $ARIMA([1,53],0,0)(0,1,1)^{36}$ dengan RMSE sebesar 59,75 milimeter dan sMAPE sebesar 25,28%. Curah hujan yang turun periode Januari hingga April 2015 diperkirakan lebat, sedangkan pada Bulan Mei dan Juni 2015 diperkirakan terjadi hujan yang tidak lebat. Oleh karena itu, pola tanam alternatif yang dapat mencegah gagal panen sepanjang masa panen bulan Januari hingga Juni 2015 di wilayah Kedungadem yaitu tembakau dan palawija seperti jagung, kedelai, kacang tanah, ubi dan sebagainya.

5.2 Saran

Model ARIMA Box-Jenkins merupakan salah satu model linier yang akurasinya sesuai untuk jangka pendek, sedangkan untuk jangka panjang akurasinya kurang baik. Salah satu solusi lain yang dapat digunakan untuk memodelkan curah hujan adalah metode peramalan linier yang lain seperti regresi *time series* serta metode peramalan nonlinier, seperti ANFIS, GSTAR, GARCH dan lain sebagainya. Oleh karena itu, saran yang dapat diberikan dalam penelitian selanjutnya adalah sebaiknya menambahkan penggunaan metode-metode peramalan nonlinier dalam

memodelkan dan meramalkan curah hujan kemudian membandingkan hasilnya dengan metode peramalan linier.

DAFTAR PUSTAKA

- Ary, M. H., Achmad Choiruddin, Osaliana B. & Sutikno. 2012. *Peramalan Data Curah Hujan dengan Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average (SARIMA) dengan Deteksi Outlier sebagai Upaya Optimalisasi Produksi Pertanian di Kabupaten Mojokerto*. Seminar Nasional Kedaulatan Pangan dan Energi : Fakultas Pertanian Universitas Trunojoyo Madura.
- Badan Ketahanan Pangan Nusa Tenggara Barat. 2012. *Strategi dan Rencana Ketahanan Pangan Menghadapi Perubahan Iklim Provinsi Nusa Tenggara Barat*. Mataram : Badan Ketahanan Pangan.
- Badan Pusat Statistik Jawa Timur. 2013. *Sensus Pertanian 2013*. <http://www.bpsjatim.go.id>. [Diakses pada : Jumat, 2 Januari 2014 pukul 08.00].
- Badan Meteorologi Klimatologi dan Geofisika. 2011. *Iklim dan Curah Hujan*. <http://soerya.surabaya.go.id/AuP/eDU.KONTEN/edukasi.net/Geografi/Iklim/materi2.html>. [Diakses pada : Rabu, 14 Januari 2015 pukul 02.00 WIB]
- Badan Meteorologi Klimatologi dan Geofisika. 2014. *Tentang Meteorologi*. http://juanda.jatim.bmkg.go.id/index.php?option=com_content&view=article&id=36:tentang-meteorologi&catid=5:meteo&Itemid=34. [Diakses pada : Kamis, 19 Februari 2015 pukul 18.00 WIB].
- Bojonegoro Dalam Angka 2011. Badan Pusat Statistik Bojonegoro.
- Bojonegoro Dalam Angka 2012. Badan Pusat Statistik Bojonegoro.
- Bojonegoro Dalam Angka 2013. Badan Pusat Statistik Bojonegoro.
- Bojonegoro Dalam Angka 2014. Badan Pusat Statistik Bojonegoro.

- Bowerman, B. L. & O'Connel, R.T. 1993. *Forecasting and Time Series : An Applied Approach Third Edition*. California : Duxbury Press.
- Cryer, Jonathan D. & Kung-shik Chan. 2008. *Time Series Analysis with Application in R*. New York : Springer.
- Daniel, W. W. 1989. *Statistika Nonparametrik Terapan*. Jakarta: PT Gramedia Pustaka Utama.
- Desak, P. O. V. 2011. *Pengertian Hujan dan Jenis-jenis-nya*. <http://kamuspengetahuan.blogspot.com/2011/04/hujan-rain-dan-jenis-jenisnya.html>. [Diakses pada : Sabtu, 10 Januari 2015 pukul 01.00].
- Departemen Pertanian. 2015. *Pengelolaan Banjir dan Kekeringan*. <http://pla.deptan.go.id/rbk/main.html>. [Diakses pada : Selasa, 6 Januari 2015 pukul 06.00]
- Didik, H., Kuntjoro, Saptarita S. & Kamilia, A. 2012. *Jurnal Aplikasi : Analisis Pola Hujan dan Musim di Jawa Timur sebagai Langkah Awal Untuk Antisipasi Bencana Kekeringan*. Surabaya : Jurusan Teknik Sipil Institut Teknologi Sepuluh Nopember.
- Dinas Pertanian Bojonegoro. 2015.
- Draper, N. & Harry S. 1992. *Analisis Regresi Terapan*. Jakarta : PT Gramedia Pustaka Utama.
- Dwiatmono A. W., Dedy D. P., & Jerry D. T. P. 2009. *Analisis Data I*. Surabaya : Jurusan Statistika Institut Teknologi Sepuluh Nopember.
- Gujarati, D. N. 2004. *Basic Econometrics Fourth Edition*. U.K. : The McGraw Hill Companies.
- IPCC. 2007. *Climate Change 2007 : The Physical Science Basis Summary for Policymakers*. Intergovernmental Panel on Climate Change Geneva.
- Las, I. H. Syahbuddin, E. Surmaini & A. M. Fagi. 2008. *Iklim dan Tanaman Padi : Tantangan dan Peluang dalam Jurnal Inovasi Teknologi dan Ketahanan Pangan*.
- Lembaga Penerbangan dan Antariksa Nasional (LAPAN). 2014. *Bidang Pemodelan*

- Atmosfer*. <http://moklim.bdg.lapan.go.id/content/enso-el-nino-southern-oscillation>. [Diakses pada : Sabtu, 10 Januari 2015 pukul 08.00].
- Makridakis, S., & Hibon, M. 2000. *International Journal of Forecasting. The M3 Competition : Results, conclusions, and implications*. France INSEAD Boulevard de Constance : ELSEVIER.
- Makridakis, S., Wheelwright, S. C., & McGee, V. E. 1999. *Metode Dan Aplikasi Peramalan*. (U. S. Andriyanto, & A. Basith, Trans.). Jakarta : Erlangga.
- Oldeman, L.R. 1980. *The Agroclimate Classification of Rice Growing Environment in Indonesia*. Filipina : IRRI.
- Puri, H.S. 1999. *Neem. The Divine Tree*. Australia, Canada, China, France, Germany, India, Japan, Luxembourg, Malaysia, The Netherlands, Russia, Singapore, Switzerland : Harwood Academic Publisher.
- Suhartono, dkk. 2009. *JUTI Vol. 7 No.3* hal. 109-144. *Pemodelan Arima dan Deteksi Outlier Data Curah Hujan Sebagai Evaluasi Sistem Radio Gelombang Milimeter*. Surabaya : Jurusan Teknik Elektro Institut Teknologi Sepuluh Nopember.
- Sutrisno, W. 2009. *Pemodelan Curah Hujan Non Stasioner di Kota Surabaya Menggunakan Model ARIMA*. Conference on Information Technology and Electrical Engineering (CITEE).
- Timmerman, A., J. Oberhuber, A. Bacher, M. Esch, M. Latif & E. Roeckner. 1999. *Increased El-Nino Frequency in Climate Model Forced by Future Greenhouse Warming*. Nature 398.
- Wei, W. W. 2006. *Time Series Analysis Univariate and Multivariate Methods*. New York : Greg Tobin.
- Widiarso, B. R. 2012. *Tugas Akhir : Peramalan Curah Hujan di Kabupaten Ngawi Menggunakan Metode ARIMA Box-Jenkins*. Surabaya : Jurusan Statistika Institut Teknologi Sepuluh Nopember.

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

DAFTAR LAMPIRAN

	Halaman
Lampiran 1. Data Curah Hujan Pos Cawak Tahun 2000 hingga 2014 (milimeter).....	89
Lampiran 2. Data Curah Hujan Pos Kedungadem Tahun 2000 hingga 2014 (milimeter)	90
Lampiran 3. Karakteristik Curah Hujan Pos Cawak dan Kedungadem Tahun 2000 hingga 2014	91
Lampiran 4. Nilai Fungsi Autokorelasi Pos Cawak Setelah Transformasi $1/\sqrt{Z_t}$	91
Lampiran 5. Nilai Fungsi Autokorelasi Pos Cawak Setelah <i>Differencing</i> 1.....	94
Lampiran 6. Nilai Fungsi Autokorelasi Pos Cawak Setelah <i>Differencing</i> 36.....	97
Lampiran 7. Nilai Fungsi Autokorelasi Pos Cawak Setelah <i>Differencing</i> 1 dan 36	100
Lampiran 8. Nilai Fungsi Autokorelasi Pos Kedungadem Setelah Transformasi $1/\sqrt{Z_t}$	104
Lampiran 9. Nilai Fungsi Autokorelasi Pos Kedungadem Setelah <i>Differencing</i> 36.....	106
Lampiran 10. <i>Syntax</i> Pemodelan ARIMA ([1,33],1,[1,2]) Data Curah Hujan Cawak dengan SAS	109
Lampiran 11. <i>Syntax</i> Pemodelan ARIMA ([1,53]),0,0)(1,1,0) ³⁶ Data Curah Hujan Kedungadem dengan SAS	113
Lampiran 12. <i>Output</i> Pemodelan ARIMA ([1,33],1,[1,2]) Data Curah Hujan Cawak dengan SAS	115
Lampiran 13. <i>Output</i> Pemodelan ARIMA ([1,53]),0,0)(1,1,0) ³⁶ Data Curah Hujan Kedungadem dengan SAS	120
Lampiran 14. Grafik Distribusi Normal Berbagai Model ARIMA di Pos Cawak	122

Lampiran 15. Grafik Distribusi Normal Berbagai Model ARIMA di Pos Kedungadem.....	123
Lampiran 16. Perhitungan RMSE ARIMA ([1,33],1,[1,2]) Curah Hujan Pos Cawak.....	124
Lampiran 17. Perhitungan sMAPE ARIMA ([1,33],1,[1,2]) Curah Hujan Pos Cawak.....	126
Lampiran 18. Perhitungan RMSE ARIMA ([1,53]),0,0)(0,1,1) ³⁶ Curah Hujan Pos Kedungadem.....	128
Lampiran 19. Perhitungan sMAPE ARIMA ([1,53]),0,0)(0,1,1) ³⁶ Curah Hujan Pos Kedungadem.....	129
Lampiran 20. Pemodelan Matematis ARIMA (0,1,[1,2])(0,1,1) ³⁶ Curah Hujan Pos Cawak	130
Lampiran 21. Pemodelan Matematis ARIMA ([1,53]),0,0)(0,1,1) ³⁶ Curah Hujan Pos Kedungadem.....	130

LAMPIRAN

Lampiran 1.

**Data Curah Hujan Pos Cawak
Tahun 2000 hingga 2014 (millimeter)**

TAHUN	BULAN	DASARIAN	CURAH HUJAN
2000	1	1	87
2000	1	2	164
2000	1	3	19
2000	2	1	125
2000	2	2	1
2000	2	3	6
2000	3	1	15
2000	3	2	85
2000	3	3	57
2000	4	1	55
2000	4	2	27
2000	4	3	69
...
...
...
2014	10	2	0
2014	10	3	0
2014	11	1	26
2014	11	2	48
2014	11	3	53
2014	12	1	164
2014	12	2	97
2014	12	3	50

Lampiran 2.

**Data Curah Hujan Pos Kedungadem
Tahun 2000 hingga 2014 (millimeter)**

TAHUN	BULAN	DASARIAN	CURAH HUJAN
2000	1	1	175
2000	1	2	98
2000	1	3	49
2000	2	1	69
2000	2	2	26
2000	2	3	57
2000	3	1	64
2000	3	2	74
2000	3	3	153
2000	4	1	22
2000	4	2	94
2000	4	3	57
2000	5	1	21
2000	5	2	5
...
...
...
2014	10	2	0
2014	10	3	0
2014	11	1	54
2014	11	2	82
2014	11	3	94
2014	12	1	94
2014	12	2	245
2014	12	3	212

Lampiran 3.

Karakteristik Curah Hujan Pos Cawak dan Kedungadem Tahun 2000 hingga 2014

Descriptive Statistics: DATA CAWAK; DATA KEDUNGADEM				
Variable	Mean	StDev	Minimum	Maximum
DATA CAWAK	39,19	49,60	0,00	278,00
DATA KEDUNGADEM	52,56	61,83	0,00	357,00

Lampiran 4.

Nilai Fungsi Autokorelasi Pos Cawak Setelah Transformasi $1/\sqrt{\lambda}$

Lag	ACF	T	LBQ
1	0,548901	12,54	158,18
2	0,478419	8,63	278,58
3	0,427529	6,81	374,91
4	0,369616	5,42	447,05
5	0,279584	3,89	488,40
6	0,206050	2,79	510,91
7	0,159390	2,12	524,40
8	0,071219	0,94	527,10
9	0,011399	0,15	527,17
10	-0,068705	-0,91	529,69
11	-0,110386	-1,45	536,21
12	-0,185872	-2,44	554,74
13	-0,240118	-3,11	585,73
14	-0,297411	-3,79	633,35
15	-0,384624	-4,77	713,17
16	-0,391578	-4,66	796,05
17	-0,420521	-4,80	891,84
18	-0,415808	-4,55	985,67
19	-0,423788	-4,47	1083,33
20	-0,395715	-4,02	1168,65
21	-0,352563	-3,48	1236,52
22	-0,323805	-3,12	1293,88
23	-0,276831	-2,62	1335,89
24	-0,200697	-1,87	1358,01
25	-0,128749	-1,19	1367,13
26	-0,059876	-0,55	1369,11
27	0,000349	0,00	1369,11
28	0,067272	0,62	1371,61
29	0,136746	1,26	1381,99

Lampiran 4. (Lanjutan)

Nilai Fungsi Autokorelasi Pos Cawak Setelah Transformasi $1/\sqrt{\lambda}$ (Lanjutan)

30	0,196717	1,81	1403,50
31	0,254418	2,33	1439,56
32	0,307084	2,78	1492,20
33	0,367926	3,29	1567,92
34	0,340659	2,98	1632,97
35	0,408141	3,51	1726,53
36	0,421317	3,54	1826,43
37	0,419913	3,45	1925,88
38	0,386058	3,10	2010,11
39	0,348202	2,75	2078,77
40	0,322585	2,51	2137,82
41	0,268048	2,06	2178,68
42	0,186368	1,42	2198,47
43	0,116744	0,89	2206,26
44	0,034424	0,26	2206,93
45	0,003468	0,03	2206,94
46	-0,077450	-0,59	2210,39
47	-0,146338	-1,11	2222,72
48	-0,219513	-1,66	2250,53
49	-0,274308	-2,06	2294,04
50	-0,320217	-2,39	2353,46
51	-0,340379	-2,51	2420,74
52	-0,382538	-2,79	2505,91
53	-0,407004	-2,92	2602,52
54	-0,409858	-2,90	2700,70
55	-0,397993	-2,77	2793,48
56	-0,380621	-2,61	2878,51
57	-0,330205	-2,24	2942,65
58	-0,301499	-2,02	2996,24
59	-0,278268	-1,85	3041,98
60	-0,241031	-1,59	3076,38
61	-0,145963	-0,96	3089,02
62	-0,111947	-0,74	3096,47
63	-0,042371	-0,28	3097,54
64	0,045398	0,30	3098,77
65	0,081334	0,53	3102,73
66	0,174641	1,14	3121,02
67	0,217229	1,42	3149,39

Lampiran 4. (Lanjutan)

Nilai Fungsi Autokorelasi Parsial Pos Cawak

Setelah Transformasi $1/\sqrt{\lambda}$

Lag	PACF	T	Lag	PACF	T
1	0,548901	12,54	35	0,086757	1,98
2	0,253506	5,79	36	0,064240	1,47
3	0,141245	3,23	37	0,050836	1,16
4	0,060272	1,38	38	0,010987	0,25
5	-0,037525	-0,86	39	-0,004935	-0,11
6	-0,054658	-1,25	40	0,026878	0,61
7	-0,025770	-0,59	41	0,018808	0,43
8	-0,087078	-1,99	42	-0,044244	-1,01
9	-0,065175	-1,49	43	-0,030158	-0,69
10	-0,099787	-2,28	44	-0,064074	-1,46
11	-0,055827	-1,28	45	0,037548	0,86
12	-0,099511	-2,27	46	-0,024593	-0,56
13	-0,089878	-2,05	47	-0,028672	-0,66
14	-0,103872	-2,37	48	-0,046954	-1,07
15	-0,168744	-3,86	49	-0,058972	-1,35
16	-0,074219	-1,70	50	-0,024164	-0,55
17	-0,087554	-2,00	51	0,005747	0,13
18	-0,051645	-1,18	52	-0,032382	-0,74
19	-0,068446	-1,56	53	-0,043658	-1,00
20	-0,041514	-0,95	54	-0,035263	-0,81
21	-0,010245	-0,23	55	0,000610	0,01
22	-0,030267	-0,69	56	-0,014972	-0,34
23	-0,021724	-0,50	57	0,018095	0,41
24	0,027777	0,63	58	-0,021606	-0,49
25	0,030074	0,69	59	-0,062588	-1,43
26	0,043929	1,00	60	-0,050951	-1,16
27	0,018462	0,42	61	0,018773	0,43
28	0,027032	0,62	62	-0,051779	-1,18
29	0,038384	0,88	63	-0,020545	-0,47
30	0,033285	0,76	64	0,017055	0,39
31	0,044017	1,01	65	-0,050967	-1,16
32	0,044306	1,01	66	0,036835	0,84
33	0,081304	1,86	67	-0,001223	-0,03
34	-0,044073	-1,01			

Lampiran 5.**Nilai Fungsi Autokorelasi Pos Cawak
Setelah *Differencing* 1**

Lag	ACF	T	LBQ
1	-0,425085	-9,70	94,69
2	-0,018993	-0,37	94,88
3	0,005209	0,10	94,89
4	0,045228	0,88	95,97
5	-0,023530	-0,46	96,26
6	-0,024880	-0,49	96,59
7	0,043016	0,84	97,57
8	-0,030767	-0,60	98,07
9	0,021746	0,42	98,32
10	-0,039719	-0,77	99,16
11	0,034695	0,67	99,81
12	-0,020591	-0,40	100,03
13	0,006244	0,12	100,06
14	0,027072	0,53	100,45
15	-0,088949	-1,73	104,71
16	0,028072	0,54	105,14
17	-0,038368	-0,74	105,93
18	0,017076	0,33	106,09
19	-0,039866	-0,77	106,95
20	-0,018404	-0,35	107,14
21	0,016620	0,32	107,29
22	-0,018858	-0,36	107,48
23	-0,035241	-0,68	108,16
24	0,004174	0,08	108,17
25	0,000057	0,00	108,17
26	0,009641	0,19	108,22
27	-0,011611	-0,22	108,30
28	-0,003917	-0,08	108,30
29	0,014003	0,27	108,41
30	-0,001530	-0,03	108,41
31	0,005855	0,11	108,43
32	-0,009786	-0,19	108,49
33	0,104413	2,01	114,57
34	-0,107382	-2,05	121,03

Lampiran 5. (Lanjutan)

Nilai Fungsi Autokorelasi Pos Cawak Setelah *Differencing 1*

35	0,064057	1,21	123,33
36	0,012946	0,24	123,42
37	0,039566	0,75	124,30
38	0,002726	0,05	124,31
39	-0,014327	-0,27	124,42
40	0,033012	0,62	125,04
41	0,025235	0,47	125,40
42	-0,011133	-0,21	125,47
43	0,016880	0,32	125,63
44	-0,057240	-1,08	127,51
45	0,056622	1,06	129,34
46	-0,012153	-0,23	129,43
47	0,003884	0,07	129,43
48	-0,018713	-0,35	129,64
49	-0,006565	-0,12	129,66
50	-0,036524	-0,68	130,43
51	0,027073	0,51	130,86
52	-0,022856	-0,43	131,16
53	-0,016497	-0,31	131,32
54	-0,015620	-0,29	131,46
55	-0,011346	-0,21	131,54
56	-0,032987	-0,62	132,17
57	0,024224	0,45	132,52
58	0,006889	0,13	132,55
59	-0,015918	-0,30	132,70
60	-0,071309	-1,33	135,70
61	0,069185	1,29	138,54
62	-0,034788	-0,64	139,26
63	-0,025134	-0,47	139,63
64	0,053412	0,99	141,33
65	-0,065493	-1,21	143,90
66	0,060298	1,11	146,07
67	-0,043976	-0,81	147,23

Lampiran 5. (Lanjutan)

Nilai Fungsi Autokorelasi Parsial Pos Cawak Setelah *Differencing* 1

Lag	PACF	T			
1	-0,425085	-9,70	35	-0,044278	-1,01
2	-0,243732	-5,56	36	-0,025710	-0,59
3	-0,140715	-3,21	37	0,019214	0,44
4	-0,023429	-0,53	38	0,036730	0,84
5	-0,012059	-0,28	39	0,001554	0,04
6	-0,037465	-0,86	40	0,011023	0,25
7	0,016247	0,37	41	0,062693	1,43
8	-0,013379	-0,31	42	0,040587	0,93
9	0,012537	0,29	43	0,070456	1,61
10	-0,034076	-0,78	44	-0,034918	-0,80
11	-0,000294	-0,01	45	0,024905	0,57
12	-0,014628	-0,33	46	0,024919	0,57
13	-0,006788	-0,15	47	0,034716	0,79
14	0,033471	0,76	48	0,043593	1,00
15	-0,079194	-1,81	49	0,005186	0,12
16	-0,063379	-1,45	50	-0,034614	-0,79
17	-0,098152	-2,24	51	-0,000334	-0,01
18	-0,072173	-1,65	52	0,004770	0,11
19	-0,090975	-2,08	53	0,003016	0,07
20	-0,113975	-2,60	54	-0,027467	-0,63
21	-0,080974	-1,85	55	-0,017136	-0,39
22	-0,080003	-1,83	56	-0,044519	-1,02
23	-0,119212	-2,72	57	-0,002097	-0,05
24	-0,107600	-2,46	58	0,039317	0,90
25	-0,111636	-2,55	59	0,025216	0,58
26	-0,075719	-1,73	60	-0,052498	-1,20
27	-0,079511	-1,81	61	0,017317	0,40
28	-0,083710	-1,91	62	-0,006152	-0,14
29	-0,065931	-1,50	63	-0,042205	-0,96
30	-0,073791	-1,68	64	0,021390	0,49
31	-0,066453	-1,52	65	-0,071094	-1,62
32	-0,095528	-2,18	66	-0,022487	-0,51
33	0,043895	1,00	67	-0,058244	-1,33
34	-0,081318	-1,86			

Lampiran 6.

Nilai Fungsi Autokorelasi Pos Cawak Setelah Differencing 36

Lag	ACF	T	LBQ
1	0,191553	4,22	17,94
2	0,152476	3,24	29,34
3	0,092921	1,94	33,58
4	0,082874	1,71	36,95
5	0,041007	0,84	37,78
6	0,038160	0,78	38,50
7	0,087768	1,80	42,32
8	0,064834	1,32	44,40
9	0,049272	1,00	45,61
10	0,029773	0,60	46,05
11	0,082727	1,67	49,47
12	0,075501	1,52	52,32
13	0,102776	2,06	57,62
14	0,068921	1,37	60,00
15	-0,047139	-0,93	61,12
16	0,027301	0,54	61,50
17	0,012485	0,25	61,58
18	0,024437	0,48	61,88
19	0,008282	0,16	61,92
20	-0,007970	-0,16	61,95
21	0,018624	0,37	62,12
22	-0,030446	-0,60	62,60
23	-0,042144	-0,83	63,51
24	0,014564	0,29	63,62
25	-0,017361	-0,34	63,77
26	0,044843	0,88	64,81
27	0,006756	0,13	64,83
28	-0,013250	-0,26	64,92
29	0,011551	0,23	64,99
30	-0,012589	-0,25	65,08
31	-0,010665	-0,21	65,13
32	-0,059320	-1,16	66,97
33	-0,015899	-0,31	67,11
34	-0,150252	-2,94	78,95

Lampiran 6. (Lanjutan)

**Nilai Fungsi Autokorelasi Pos Cawak
Setelah Differencing 36**

Lag	ACF	T	LBQ
35	-0,086548	-1,66	82,89
36	-0,458567	-8,76	193,72
37	-0,049707	-0,83	195,02
38	-0,076061	-1,27	198,09
39	-0,070325	-1,17	200,71
40	-0,005911	-0,10	200,73
41	-0,023851	-0,39	201,03
42	-0,076326	-1,26	204,14
43	-0,085890	-1,41	208,09
44	-0,048518	-0,80	209,36
45	-0,003472	-0,06	209,36
46	-0,002703	-0,04	209,37
47	-0,027557	-0,45	209,78
48	-0,036296	-0,59	210,49
49	-0,038042	-0,62	211,28
50	-0,024225	-0,40	211,59
51	0,027716	0,45	212,01
52	-0,040059	-0,65	212,89
53	-0,033328	-0,54	213,50
54	-0,072613	-1,18	216,39
55	-0,029256	-0,48	216,86
56	-0,012141	-0,20	216,95
57	0,013725	0,22	217,05
58	-0,002657	-0,04	217,05
59	-0,012351	-0,20	217,14
60	-0,058631	-0,95	219,05
61	-0,029226	-0,47	219,53
62	-0,114208	-1,85	226,82
63	-0,081401	-1,31	230,54
64	-0,041556	-0,67	231,51
65	-0,100786	-1,62	237,23
66	-0,017985	-0,29	237,42
67	-0,054935	-0,88	239,12

Lampiran 6. (Lanjutan)

Nilai Fungsi Autokorelasi Parsial Pos Cawak Setelah Differencing 36

Lag	PACF	T	Lag	PACF	T
1	0,191553	4,22	35	-0,037991	-0,84
2	0,120193	2,65	36	-0,436979	-9,63
3	0,046557	1,03	37	0,131849	2,91
4	0,044004	0,97	38	-0,005161	-0,11
5	0,003446	0,08	39	0,000356	0,01
6	0,012447	0,27	40	0,050638	1,12
7	0,071453	1,58	41	0,006166	0,14
8	0,030580	0,67	42	-0,075257	-1,66
9	0,012322	0,27	43	0,017779	0,39
10	-0,001782	-0,04	44	0,012777	0,28
11	0,061611	1,36	45	0,069436	1,53
12	0,043594	0,96	46	0,043507	0,96
13	0,065888	1,45	47	0,036351	0,80
14	0,016629	0,37	48	0,022593	0,50
15	-0,105308	-2,32	49	0,023711	0,52
16	0,022068	0,49	50	0,023847	0,53
17	0,007612	0,17	51	-0,040348	-0,89
18	0,010885	0,24	52	-0,016245	-0,36
19	-0,007453	-0,16	53	-0,043654	-0,96
20	-0,035526	-0,78	54	-0,059743	-1,32
21	0,009796	0,22	55	0,004065	0,09
22	-0,033136	-0,73	56	-0,003365	-0,07
23	-0,039574	-0,87	57	0,014160	0,31
24	0,025922	0,57	58	-0,036445	-0,80
25	-0,031258	-0,69	59	-0,051278	-1,13
26	0,057547	1,27	60	-0,008188	-0,18
27	-0,000001	-0,00	61	-0,013028	-0,29
28	-0,017581	-0,39	62	-0,072200	-1,59
29	0,020922	0,46	63	-0,034772	-0,77
30	-0,025164	-0,55	64	-0,020286	-0,45
31	-0,001828	-0,04	65	-0,040703	-0,90
32	-0,055983	-1,23	66	0,030062	0,66
33	0,006784	0,15	67	-0,026098	-0,58
34	-0,141636	-3,12			

Lampiran 7.**Nilai Fungsi Autokorelasi Pos Cawak
Setelah Differencing 1 dan 36**

Lag	ACF	T	LBQ
1	-0,477433	-10,51	111,24
2	0,012082	0,22	111,31
3	-0,029987	-0,55	111,75
4	0,022017	0,40	111,99
5	-0,023560	-0,43	112,26
6	-0,030895	-0,56	112,73
7	0,042798	0,78	113,64
8	-0,004449	-0,08	113,65
9	0,002059	0,04	113,65
10	-0,044253	-0,81	114,62
11	0,036836	0,67	115,30
12	-0,019664	-0,36	115,49
13	0,036292	0,66	116,15
14	0,052300	0,95	117,52
15	-0,120370	-2,18	124,80
16	0,056857	1,02	126,43
17	-0,016975	-0,30	126,58
18	0,017129	0,31	126,73
19	0,001298	0,02	126,73
20	-0,026593	-0,48	127,09
21	0,046107	0,82	128,17
22	-0,022741	-0,41	128,43
23	-0,043982	-0,78	129,42
24	0,056314	1,00	131,04
25	-0,058545	-1,04	132,80
26	0,059042	1,05	134,60
27	-0,008238	-0,15	134,63
28	-0,027646	-0,49	135,03
29	0,032173	0,57	135,56
30	-0,018100	-0,32	135,73
31	0,031497	0,56	136,25
32	-0,057089	-1,01	137,95
33	0,110356	1,94	144,31
34	-0,120170	-2,10	151,88

Lampiran 7. (Lanjutan)

Nilai Fungsi Autokorelasi Pos Cawak Setelah Differencing 1 dan 36

Lag	ACF	T	LBQ
35	0,270025	4,68	190,15
36	-0,484278	-8,04	313,52
37	0,270238	3,99	352,02
38	-0,019305	-0,28	352,22
39	-0,037057	-0,53	352,95
40	0,048927	0,70	354,22
41	0,017498	0,25	354,38
42	-0,020852	-0,30	354,61
43	-0,027559	-0,39	355,02
44	-0,008485	-0,12	355,06
45	0,027641	0,39	355,47
46	0,020096	0,29	355,68
47	-0,012915	-0,18	355,77
48	-0,007260	-0,10	355,80
49	-0,007311	-0,10	355,83
50	-0,026927	-0,38	356,22
51	0,076894	1,10	359,44
52	-0,048227	-0,69	360,71
53	0,030478	0,43	361,22
54	-0,051515	-0,73	362,67
55	0,015439	0,22	362,80
56	-0,005824	-0,08	362,82
57	0,027133	0,38	363,23
58	-0,004287	-0,06	363,24
59	0,022868	0,32	363,53
60	-0,047369	-0,67	364,78
61	0,071431	1,01	367,62
62	-0,069892	-0,99	370,35
63	-0,007499	-0,11	370,38
64	0,058491	0,82	372,30
65	-0,085355	-1,20	376,39
66	0,074575	1,05	379,53

Lampiran 7. (Lanjutan)

**Nilai Fungsi Autokorelasi Parsial Pos Cawak
Setelah Differencing 1 dan 36**

Lag	PACF	T	Lag	PACF	T
1	-0,477433	-10,51	35	0,392494	8,64
2	-0,279590	-6,16	36	-0,199365	-4,39
3	-0,219320	-4,83	37	-0,049465	-1,09
4	-0,144442	-3,18	38	-0,051789	-1,14
5	-0,131748	-2,90	39	-0,093511	-2,06
6	-0,165662	-3,65	40	-0,043404	-0,96
7	-0,109276	-2,41	41	0,027550	0,61
8	-0,082042	-1,81	42	-0,055672	-1,23
9	-0,062333	-1,37	43	-0,042976	-0,95
10	-0,116683	-2,57	44	-0,096434	-2,12
11	-0,090054	-1,98	45	-0,066222	-1,46
12	-0,102198	-2,25	46	-0,046680	-1,03
13	-0,048713	-1,07	47	-0,033297	-0,73
14	0,073766	1,62	48	-0,029967	-0,66
15	-0,057901	-1,28	49	-0,028848	-0,64
16	-0,039910	-0,88	50	0,030791	0,68
17	-0,042204	-0,93	51	0,002381	0,05
18	-0,023944	-0,53	52	0,026412	0,58
19	0,005346	0,12	53	0,038971	0,86
20	-0,038510	-0,85	54	-0,026250	-0,58
21	0,004676	0,10	55	-0,019617	-0,43
22	0,009738	0,21	56	-0,038794	-0,85
23	-0,058209	-1,28	57	0,011021	0,24
24	0,000552	0,01	58	0,024910	0,55
25	-0,086365	-1,90	59	-0,023163	-0,51
26	-0,030798	-0,68	60	-0,019755	-0,44
27	-0,010339	-0,23	61	0,039210	0,86
28	-0,046185	-1,02	62	-0,001083	-0,02
29	0,005570	0,12	63	-0,014987	-0,33
30	-0,019583	-0,43	64	-0,003065	-0,07
31	0,032987	0,73	65	-0,068157	-1,50
32	-0,031576	-0,70	66	-0,008868	-0,20
33	0,113258	2,49	67	0,011367	0,25
34	0,009098	0,20			

Lampiran 8.

Nilai Fungsi Autokorelasi Pos Kedungadem
Setelah Transformasi $1/\sqrt{\lambda}$

Lag	ACF	T	LBQ
1	0,594406	13,58	185,49
2	0,561185	9,81	351,15
3	0,472108	7,06	468,62
4	0,427440	5,85	565,10
5	0,333084	4,29	623,79
6	0,256882	3,20	658,77
7	0,182881	2,23	676,54
8	0,090375	1,09	680,88
9	0,013854	0,17	680,99
10	-0,108221	-1,31	687,24
11	-0,180321	-2,17	704,65
12	-0,240981	-2,87	735,79
13	-0,308309	-3,62	786,87
14	-0,384837	-4,41	866,62
15	-0,398528	-4,40	952,30
16	-0,496450	-5,29	1085,53
17	-0,506667	-5,13	1224,58
18	-0,494618	-4,78	1357,35
19	-0,479763	-4,44	1482,52
20	-0,479868	-4,28	1607,99
21	-0,411043	-3,55	1700,23
22	-0,371668	-3,13	1775,80
23	-0,324867	-2,69	1833,65
24	-0,239167	-1,95	1865,07
25	-0,184663	-1,50	1883,84
26	-0,134175	-1,08	1893,76
27	-0,024672	-0,20	1894,10
28	0,065470	0,53	1896,47
29	0,151810	1,22	1909,26
30	0,231136	1,85	1938,96
31	0,294893	2,35	1987,41
32	0,369850	2,92	2063,77
33	0,427322	3,32	2165,91
34	0,463785	3,53	2286,47

Lampiran 8. (Lanjutan)

Nilai Fungsi Autokorelasi Pos Kedungadem

Setelah Transformasi $1/\sqrt{\lambda}$

Lag	ACF	T	LBQ
35	0,458154	3,40	2404,37
36	0,488040	3,55	2538,42
37	0,497690	3,53	2678,11
38	0,492623	3,42	2815,26
39	0,435864	2,96	2922,85
40	0,390912	2,61	3009,57
41	0,339323	2,24	3075,04
42	0,259179	1,69	3113,32
43	0,168739	1,10	3129,58
44	0,070586	0,46	3132,43
45	0,009358	0,06	3132,48
46	-0,073194	-0,47	3135,56
47	-0,147334	-0,95	3148,06
48	-0,247169	-1,60	3183,31
49	-0,285220	-1,83	3230,36
50	-0,383004	-2,45	3315,37
51	-0,385043	-2,43	3401,47
52	-0,395883	-2,47	3492,68
53	-0,416097	-2,57	3593,65
54	-0,477965	-2,91	3727,17
55	-0,474001	-2,84	3858,77
56	-0,452222	-2,67	3978,81
57	-0,446333	-2,60	4095,99
58	-0,404882	-2,33	4192,63
59	-0,345815	-1,97	4263,28
60	-0,245115	-1,39	4298,85
61	-0,172670	-0,97	4316,54
62	-0,125250	-0,70	4325,86
63	-0,064290	-0,36	4328,33
64	0,053353	0,30	4330,03
65	0,121384	0,68	4338,85
66	0,231841	1,30	4371,09
67	0,264016	1,48	4412,99

Lampiran 8. (Lanjutan)

Nilai Fungsi Autokorelasi Parsial Pos Kedungadem

Setelah Transformasi $1/\sqrt{\lambda}$

Lag	PACF	T	Lag	PACF	T
1	0,594406	13,58	35	0,003203	0,07
2	0,321435	7,34	36	0,026112	0,60
3	0,094323	2,16	37	0,072679	1,66
4	0,063044	1,44	38	0,094397	2,16
5	-0,046093	-1,05	39	-0,000288	-0,01
6	-0,066398	-1,52	40	0,005978	0,14
7	-0,061819	-1,41	41	0,035738	0,82
8	-0,102848	-2,35	42	-0,034121	-0,78
9	-0,088251	-2,02	43	-0,049019	-1,12
10	-0,166198	-3,80	44	-0,048322	-1,10
11	-0,116178	-2,65	45	-0,005320	-0,12
12	-0,069533	-1,59	46	-0,013159	-0,30
13	-0,090828	-2,08	47	0,006011	0,14
14	-0,124302	-2,84	48	-0,050226	-1,15
15	-0,040434	-0,92	49	0,014260	0,33
16	-0,184680	-4,22	50	-0,069687	-1,59
17	-0,107758	-2,46	51	0,031725	0,72
18	-0,029393	-0,67	52	0,066550	1,52
19	-0,039346	-0,90	53	0,016132	0,37
20	-0,082252	-1,88	54	-0,090950	-2,08
21	0,006747	0,15	55	-0,053373	-1,22
22	-0,024382	-0,56	56	-0,023615	-0,54
23	-0,041147	-0,94	57	-0,056745	-1,30
24	0,017367	0,40	58	-0,041051	-0,94
25	-0,020312	-0,46	59	-0,015369	-0,35
26	-0,075802	-1,73	60	0,039963	0,91
27	0,029431	0,67	61	0,028789	0,66
28	0,050702	1,16	62	-0,047189	-1,08
29	0,058347	1,33	63	-0,036019	-0,82
30	0,041311	0,94	64	0,042480	0,97
31	0,039761	0,91	65	0,009974	0,23
32	0,067718	1,55	66	0,074281	1,70
33	0,060148	1,37	67	-0,027574	-0,63
34	0,053298	1,22			

Lampiran 9.**Nilai Fungsi Autokorelasi Pos Kedungadem
Setelah Differencing 36**

Lag	ACF	T	LBQ
1	-0,455334	-10,02	100,97
2	0,004262	0,08	100,98
3	-0,059272	-1,10	102,70
4	0,032992	0,61	103,23
5	-0,021349	-0,39	103,45
6	-0,025091	-0,46	103,76
7	0,020025	0,37	103,96
8	0,006454	0,12	103,98
9	0,025148	0,46	104,30
10	-0,003961	-0,07	104,30
11	-0,053486	-0,98	105,73
12	0,038868	0,71	106,48
13	-0,002307	-0,04	106,48
14	-0,013382	-0,25	106,57
15	0,080881	1,48	109,85
16	-0,070578	-1,29	112,36
17	-0,071654	-1,30	114,94
18	0,033511	0,61	115,51
19	0,064146	1,16	117,59
20	-0,044860	-0,81	118,61
21	-0,003049	-0,06	118,62
22	0,056195	1,01	120,22
23	-0,032618	-0,59	120,77
24	-0,005069	-0,09	120,78
25	0,019978	0,36	120,98
26	-0,048365	-0,87	122,19
27	0,049294	0,89	123,44
28	-0,029865	-0,54	123,90
29	0,011907	0,21	123,97
30	-0,013246	-0,24	124,06
31	0,019761	0,35	124,26
32	-0,027957	-0,50	124,67
33	0,085189	1,53	128,45
34	-0,040089	-0,71	129,29

Lampiran 9. (Lanjutan)

Nilai Fungsi Autokorelasi Pos Kedungadem Setelah Differencing 36

Lag	ACF	T	LBQ
35	0,166282	2,96	143,78
36	-0,427509	-7,48	239,74
37	0,197065	3,11	260,18
38	0,031602	0,49	260,70
39	0,017315	0,27	260,86
40	-0,053119	-0,82	262,36
41	0,061210	0,94	264,35
42	0,006939	0,11	264,37
43	-0,015926	-0,25	264,51
44	-0,037944	-0,58	265,28
45	-0,027343	-0,42	265,68
46	0,092414	1,42	270,26
47	-0,002727	-0,04	270,27
48	-0,069708	-1,07	272,89
49	0,038106	0,58	273,68
50	-0,025668	-0,39	274,03
51	-0,019591	-0,30	274,24
52	-0,000985	-0,02	274,24
53	0,140076	2,14	284,95
54	-0,067246	-1,02	287,42
55	-0,048748	-0,74	288,73
56	0,075878	1,14	291,89
57	-0,038042	-0,57	292,69
58	-0,058294	-0,88	294,56
59	-0,016787	-0,25	294,72
60	0,063375	0,95	296,95
61	0,037329	0,56	297,72
62	-0,022571	-0,34	298,01
63	-0,070986	-1,06	300,82
64	0,031565	0,47	301,38
65	0,029008	0,43	301,85
66	0,010147	0,15	301,91
67	-0,028100	-0,42	302,36

Lampiran 9. (Lanjutan)**Nilai Fungsi Autokorelasi Parsial Pos Kedungadem
Setelah Differencing 36**

Lag	PACF	T	Lag	PACF	T
1	-0,455334	-10,02	35	0,360370	7,93
2	-0,256180	-5,64	36	-0,182404	-4,01
3	-0,234229	-5,15	37	-0,189179	-4,16
4	-0,156362	-3,44	38	-0,080249	-1,77
5	-0,140296	-3,09	39	-0,045374	-1,00
6	-0,163885	-3,61	40	-0,114206	-2,51
7	-0,134110	-2,95	41	-0,038522	-0,85
8	-0,109835	-2,42	42	-0,044055	-0,97
9	-0,057770	-1,27	43	-0,035473	-0,78
10	-0,029722	-0,65	44	-0,073507	-1,62
11	-0,096586	-2,12	45	-0,109601	-2,41
12	-0,061914	-1,36	46	0,016256	0,36
13	-0,045581	-1,00	47	0,014584	0,32
14	-0,061911	-1,36	48	-0,081156	-1,79
15	0,071060	1,56	49	-0,022138	-0,49
16	0,022062	0,49	50	-0,063447	-1,40
17	-0,119836	-2,64	51	-0,019847	-0,44
18	-0,122822	-2,70	52	-0,117274	-2,58
19	-0,037332	-0,82	53	0,006648	0,15
20	-0,067330	-1,48	54	0,017698	0,39
21	-0,084244	-1,85	55	-0,000505	-0,01
22	-0,013906	-0,31	56	0,036739	0,81
23	-0,035948	-0,79	57	0,051915	1,14
24	-0,043149	-0,95	58	0,033450	0,74
25	0,013728	0,30	59	-0,058155	-1,28
26	-0,032359	-0,71	60	-0,038873	-0,86
27	0,002770	0,06	61	0,078874	1,74
28	-0,028871	-0,64	62	0,033926	0,75
29	-0,021587	-0,47	63	-0,042881	-0,94
30	-0,031810	-0,70	64	-0,080713	-1,78
31	-0,011377	-0,25	65	-0,034110	-0,75
32	-0,031425	-0,69	66	0,011504	0,25
33	0,081435	1,79	67	0,025569	0,56
34	0,052376	1,15			

Lampiran 10.

Syntax Pemodelan ARIMA([1,33],1,[1,2]) Data Curah Hujan Cawak dengan SAS

```
data cawak;
input y;
datalines;
0.101535
0.075810
0.185695
0.086066
0.301511
....
....
....
0.185695
0.316228
0.316228
0.316228
0.316228
;
proc arima data= cawak;
identify var=y(1);
estimate p=(1 33)
q=(1 2) noconstant method=cls;
forecast out=ramalan lead=36;
run;
proc univariate data=ramalan normal;
var residual;
run;
proc export data=ramalan
outfile="E:\cawak1.xls"
dbms=excel97
replace;
run;
```

Lampiran 10. (Lanjutan)

Syntax Pemodelan ARIMA(1,0,1)(1,1,0)³⁶.
Data Curah Hujan Cawak dengan SAS

```
data cawak;
input y;
datalines;
0.101535
0.075810
0.185695
0.086066
0.301511
....
....
....
0.185695
0.316228
0.316228
0.316228
0.316228
;
proc arima data= cawak;
identify var=y(36);
estimate p=(1)(36)
q=(1) noconstant method=cls;
forecast out=ramalan lead=36;
run;
proc univariate data=ramalan normal;
var residual;
run;
proc export data=ramalan
outfile="E:\cawak2.xls"
dbms=excel97
replace;
run;
```

Lampiran 10. (Lanjutan)

Syntax Pemodelan ARIMA(0,1,1)(0,1,1)³⁶ Data Curah Hujan Cawak dengan SAS

```
data cawak;
input y;
datalines;
0.101535
0.075810
0.185695
0.086066
0.301511
....
....
....
0.185695
0.316228
0.316228
0.316228
0.316228
;
proc arima data= cawak;
identify var=y(1,36);
estimate p=(0)
q=(1)(36) noconstant method=cls;
forecast out=ramalan lead=36;
run;
proc univariate data=ramalan normal;
var residual;
run;
proc export data=ramalan
outfile="E:\cawak3.xls"
dbms=excel97
replace;
run;
```

Lampiran 10. (Lanjutan)

Syntax Pemodelan ARIMA(0,1,[1,2])(0,1,1)³⁶
 Data Curah Hujan Cawak dengan SAS

```
data cawak;
input y;
datalines;
0.101535
0.075810
0.185695
0.086066
0.301511
....
....
....
0.185695
0.316228
0.316228
0.316228
0.316228
;
proc arima data= cawak;
identify var=y(1,36);
estimate p=(0)
q=(1 2)(36) noconstant method=cls;
forecast out=ramalan lead=36;
run;
proc univariate data=ramalan normal;
var residual;
run;
proc export data=ramalan
outfile="E:\cawak4.xls"
dbms=excel97
replace;
run;
```


Lampiran 11.

Syntax Pemodelan ARIMA([1,53],0,0)(1,1,0)³⁶ Data Curah Hujan Kedungadem dengan SAS

```
data kedungadem;
input y;
datalines;
0.072548
0.094072
0.125000
0.109109
0.156174
....
....
....
0.106600
0.147442
0.242536
0.152499
0.133631
;
proc arima data= kedungadem;
identify var=y(36);
estimate p=( 1 53)(36)
q=(0) noconstant method=cls;
forecast out=ramalan lead=36;
run;
proc univariate data=ramalan normal;
var residual;
run;
proc export data=ramalan
outfile="E:\kedungadem1.xls"
dbms=excel97
replace;
run;
```

Lampiran 11. (Lanjutan)

Syntax Pemodelan ARIMA([1,53],0,0)(0,1,1)³⁶
 Data Curah Hujan Kedungadem dengan SAS

```
data kedungadem;
input y;
datalines;
0.072548
0.094072
0.125000
0.109109
0.156174
....
....
....
0.106600
0.147442
0.242536
0.152499
0.133631
;
proc arima data= kedungadem;
identify var=y(36);
estimate p=(1 53)
q=(0)(36) noconstant method=cls;
forecast out=ramalan lead=36;
run;
proc univariate data=ramalan normal;
var residual;
run;
proc export data=ramalan
outfile="E:\kedungadem2.xls"
dbms=excel97
replace;
run;
```

Lampiran 12.

Output Pemodelan ARIMA([1,33],1,[1,2]) Data Curah Hujan Cawak dengan SAS

The ARIMA Procedure						
Conditional Least Squares Estimation						
	Standard		Approx			
Parameter	Estimate	Error	t Value	Pr > t	Lag	
MA1,1	1.54878	0.05243	29.54	<.0001	1	
MA1,2	-0.54881	0.05127	-10.70	<.0001	2	
AR1,1	0.84818	0.03098	27.38	<.0001	1	
AR1,2	0.15182	0.02282	6.65	<.0001	33	
Variance Estimate			0.005023			
Std Error Estimate			0.070872			
AIC			-1275.52			
SBC			-1258.5			
Number of Residuals			521			
* AIC and SBC do not include log determinant.						
Autocorrelation Check of Residuals						
		To	Chi-	Pr >		
Lag	Square	DF	ChiSq	-----Autocorrelations-----		
6	1.34	2	0.5128	0.006	-0.024	0.008 0.038 -0.013 -0.017
12	4.44	8	0.8154	0.031	-0.004	0.027 0.006 0.060 0.022
18	8.53	14	0.8597	0.040	0.030	-0.066 0.000 -0.029 0.006
24	11.27	20	0.9389	-0.033	-0.022	0.003 -0.035 -0.046 -0.010
30	12.44	26	0.9884	0.013	0.022	0.008 0.010 0.029 0.022
36	28.18	32	0.6603	0.035	0.055	-0.037 -0.149 -0.018 0.002
42	29.16	38	0.8478	0.016	0.000	-0.006 0.030 0.018 -0.014
48	32.36	44	0.9029	-0.012	-0.066	0.017 -0.006 -0.010 -0.027
Tests for Normality						
Test	--Statistic--		-----p Value-----			
Shapiro-Wilk	W	0.995334	Pr < W	0.1200		
Kolmogorov-Smirnov	D	0.020016	Pr > D	>0.1500		
Cramer-von Mises	W-Sq	0.028006	Pr > W-Sq	>0.2500		
Anderson-Darling	A-Sq	0.279571	Pr > A-Sq	>0.2500		

Lampiran 12. (Lanjutan)

Output Pemodelan ARIMA(1,0,1)(1,1,0)³⁶ Data Curah Hujan Cawak dengan SAS

Conditional Least Squares Estimation						
Parameter	Standard Estimate	Error	t Value	Pr > t	Lag	
MA1,1	0.62229	0.12229	5.09	<.0001	1	
AR1,1	0.77452	0.09904	7.82	<.0001	1	
AR2,1	-0.47714	0.04107	-11.62	<.0001	36	
Variance Estimate			0.006742			
Std Error Estimate			0.082111			
AIC			-1047.5			
SBC			-1034.94			
Number of Residuals			486			
* AIC and SBC do not include log determinant.						
Autocorrelation Check of Residuals						
Lag	Square	DF	ChiSq	To	Chi-	Pr >
6	4.31	3	0.2302	0.037	-0.050	-0.012
12	9.87	9	0.3611	0.047	0.007	0.034
18	18.17	15	0.2541	0.076	0.048	-0.092
24	19.22	21	0.5713	-0.001	-0.004	0.005
30	19.67	27	0.8441	0.003	0.019	-0.005
36	35.97	33	0.3310	-0.011	-0.042	0.071
42	39.74	39	0.4371	0.023	0.029	-0.047
48	43.40	45	0.5399	-0.053	-0.041	0.036
Tests for Normality						
Test		--Statistic--		----p Value-----		
Shapiro-Wilk		W	0.989211	Pr < W	0.0012	
Kolmogorov-Smirnov		D	0.068784	Pr > D	<0.0100	
Cramer-von Mises		W-Sq	0.464345	Pr > W-Sq	<0.0050	
Anderson-Darling		A-Sq	2.315855	Pr > A-Sq	<0.0050	

Lampiran 12. (Lanjutan)

Output Pemodelan ARIMA(1,0,1)(1,1,0)³⁶

Setelah deteksi outlier

Data Curah Hujan Cawak dengan SAS

The ARIMA Procedure

Conditional Least Squares Estimation

Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t	Lag	Variable	Shift
MA1,1	-0.07625	0.23593	-0.32	0.7467	1	y	0
AR1,1	0.12986	0.23371	0.56	0.5787	1	y	0
AR2,1	-0.50037	0.04227	-11.84	<.0001	36	y	0
NUM1	0.18249	0.05651	3.23	0.0013	0	A0149	0
NUM2	0.18783	0.05635	3.33	0.0009	0	A0155	0
NUM3	-0.19772	0.05638	-3.51	0.0005	0	A0172	0
NUM4	0.19065	0.05647	3.38	0.0008	0	A0114	0
NUM5	-0.04324	0.01309	-3.30	0.0010	0	LS360	0
NUM6	-0.19864	0.05660	-3.51	0.0005	0	A053	0
NUM7	-0.16034	0.05667	-2.83	0.0049	0	A0305	0
NUM8	-0.17995	0.05654	-3.18	0.0016	0	A0161	0
NUM9	0.17342	0.05658	3.06	0.0023	0	A0440	0
NUM10	0.18432	0.05679	3.25	0.0013	0	A0444	0
NUM11	-0.17310	0.05661	-3.06	0.0024	0	A0389	0
NUM12	-0.18159	0.05663	-3.21	0.0014	0	A0209	0
NUM13	0.18396	0.05664	3.25	0.0012	0	A0355	0
NUM14	0.16373	0.05672	2.89	0.0041	0	A0104	0
NUM15	0.17724	0.05662	3.13	0.0019	0	A0334	0
NUM16	-0.15118	0.05677	-2.66	0.0080	0	A0198	0
NUM17	-0.16229	0.05641	-2.88	0.0042	0	A0200	0
NUM18	-0.17198	0.05634	-3.05	0.0024	0	A061	0
NUM19	0.12749	0.05668	2.25	0.0250	0	A0412	0
NUM20	0.18344	0.06175	2.97	0.0031	0	A034	0

Variance Estimate 0.004964

Std Error Estimate 0.070458

AIC -1176.82

SBC -1080.54

Number of Residuals 486

* AIC and SBC do not include log determinant.

Autocorrelation Check of Residuals

Lag	Square	DF	To ChiSq	Chi-	Pr >	Autocorrelations-----		
6	4.40	3	0.2211	-0.000	-0.003	0.039	0.076	-0.012 0.038
12	6.89	9	0.6481	0.025	-0.014	0.003	0.010	0.023 0.059
18	11.05	15	0.7493	0.025	0.042	-0.072	0.006	0.011 -0.024
24	14.31	21	0.8561	-0.046	-0.013	-0.048	-0.017	0.035 0.017
30	21.20	27	0.7766	-0.069	0.074	-0.003	0.002	-0.053 0.019
36	29.37	33	0.6485	0.012	-0.007	0.041	-0.081	0.036 -0.076
42	31.40	39	0.8016	-0.042	0.014	-0.008	0.016	-0.033 -0.021
48	36.31	45	0.8189	0.025	0.010	0.026	-0.065	0.025 0.054

Tests for Normality

Test	--Statistic--	-----p Value-----
Shapiro-Wilk	W 0.989515	Pr < W 0.0015
Kolmogorov-Smirnov	D 0.062728	Pr > D <0.0100
Cramer-von Mises	W-Sq 0.486131	Pr > W-Sq <0.0050
Anderson-Darling	A-Sq 2.385509	Pr > A-Sq <0.0050

Lampiran 12. (Lanjutan)

Output Pemodelan ARIMA(0,1,1)(0,1,1)³⁶ Data Curah Hujan Cawak dengan SAS

The ARIMA Procedure						
Conditional Least Squares Estimation						
Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t	Lag	
MA1,1	0.91922	0.01819	50.53	<.0001	1	
MA2,1	0.72092	0.03278	21.99	<.0001	36	
Variance Estimate			0.005991			
Std Error Estimate			0.077401			
AIC			-1103.63			
SBC			-1095.26			
Number of Residuals			485			
* AIC and SBC do not include log determinant						
Autocorrelation Check of Residuals						
Lag	Square	DF	To ChiSq	Chi-	Pr >	
6	11.02	4	0.0263	0.109	0.040	0.019
12	12.17	10	0.2737	0.012	-0.031	-0.023
18	18.64	16	0.2877	0.036	0.024	-0.096
24	20.12	22	0.5754	-0.001	-0.012	-0.030
30	20.83	28	0.8322	-0.014	0.018	0.003
36	26.44	34	0.8194	-0.025	-0.050	0.038
42	28.01	40	0.9234	0.009	-0.001	-0.028
48	30.44	46	0.9626	-0.028	-0.043	0.035
Tests for Normality						
Test	--Statistic--			-----p Value-----		
Shapiro-Wilk	W	0.995996	Pr < W	0.2582		
Kolmogorov-Smirnov	D	0.03711	Pr > D	0.1008		
Cramer-von Mises	W-Sq	0.095358	Pr > W-Sq	0.1329		
Anderson-Darling	A-Sq	0.546545	Pr > A-Sq	0.1649		

Lampiran 12. (Lanjutan)

Output Pemodelan ARIMA(0,1,[1,2])(0,1,1)³⁶ Data Curah Hujan Cawak dengan SAS

The ARIMA Procedure						
Conditional Least Squares Estimation						
	Standard	Approx				
Parameter	Estimate	Error	t Value	Pr > t	Lag	
MA1,1	0.82580	0.04524	18.25	<.0001	1	
MA1,2	0.12334	0.04529	2.72	0.0067	2	
MA2,1	0.72050	0.03283	21.95	<.0001	36	
Variance Estimate			0.005918			
Std Error Estimate			0.076927			
AIC			-1108.59			
SBC			-1096.04			
Number of Residuals			485			
* AIC and SBC do not include log determinant.						
Autocorrelation Check of Residuals						
		To	Chi-	Pr >	Autocorrelations-----	
Lag	Square	DF	ChiSq			
6	4.46	3	0.2163	0.008	0.068	0.042 0.004 -0.022 -0.046
12	6.47	9	0.6921	0.041	-0.018	0.024 -0.011 0.021 0.030
18	13.19	15	0.5877	0.038	0.041	-0.091 0.022 0.005 -0.039
24	14.34	21	0.8546	0.008	-0.007	-0.026 -0.014 -0.035 0.007
30	15.28	27	0.9653	-0.018	0.016	-0.001 -0.014 0.019 -0.026
36	22.70	33	0.9108	-0.021	-0.060	0.046 -0.087 -0.013 -0.011
42	24.68	39	0.9640	0.000	-0.006	-0.034 -0.016 -0.016 -0.045
48	27.65	45	0.9805	-0.025	-0.052	0.031 -0.009 -0.032 -0.009
Tests for Normality						
Test	--Statistic--			-----p Value-----		
Shapiro-Wilk	W	0.99561			Pr < W	0.1921
Kolmogorov-Smirnov	D	0.037577			Pr > D	0.0937
Cramer-von Mises	W-Sq	0.116885			Pr > W-Sq	0.0704
Anderson-Darling	A-Sq	0.635441			Pr > A-Sq	0.0978

Lampiran 13.

Output Pemodelan ARIMA([1,53],0,0)(1,1,0)³⁶ Data Curah Hujan Kedungadem dengan SAS

Data Output Report: Regression Analysis									
The ARIMA Procedure									
Conditional Least Squares Estimation									
Parameter	Estimate	Error	t Value	Pr > t	Lag				
AR1,1	0.14955	0.04511	3.31	0.0010	1				
AR1,2	0.12098	0.04727	2.56	0.0108	53				
AR2,1	-0.46292	0.04225	-10.96	<.0001	36				
Variance Estimate			0.00374						
Std Error Estimate			0.061157						
AIC			-1333.87						
SBC			-1321.31						
Number of Residuals			486						
* AIC and SBC do not include log determinant.									
Autocorrelation Check of Residuals									
Lag	Square	DF	ChiSq	To	Chi-	Pr >	Autocorrelations-----		
6	5.85	3	0.1190	-0.008	0.071	0.040	0.049	0.052	0.008
12	14.42	9	0.1080	0.044	0.029	0.095	0.065	-0.033	0.009
18	24.49	15	0.0572	0.028	0.039	0.074	-0.103	-0.012	0.039
24	28.92	21	0.1159	0.055	-0.046	0.012	0.038	-0.025	0.037
30	34.39	27	0.1550	0.007	-0.084	0.025	-0.008	0.046	-0.027
36	53.03	33	0.0150	-0.023	-0.015	0.045	-0.054	-0.084	-0.151
42	54.77	39	0.0482	0.022	0.046	0.001	-0.015	0.004	0.020
48	57.79	45	0.0956	-0.030	-0.047	-0.024	0.023	0.006	-0.038
Tests for Normality									
Test	--Statistic--			-----p Value-----					
Shapiro-Wilk	W	0.99251		Pr < W	0.0155				
Kolmogorov-Smirnov	D	0.049071		Pr > D	<0.0100				
Cramer-von Mises	W-Sq	0.247045		Pr > W-Sq	<0.0050				
Anderson-Darling	A-Sq	1.26251		Pr > A-Sq	<0.0050				

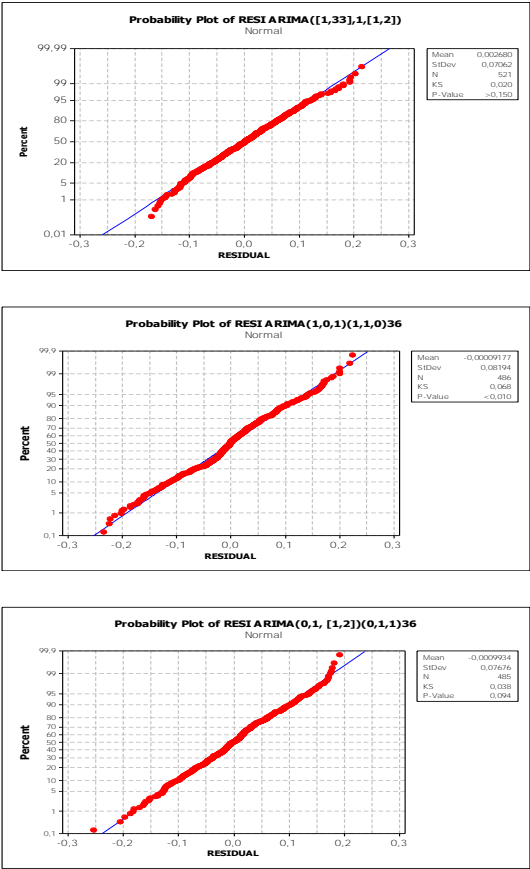
Lampiran 13. (Lanjutan)

Output Pemodelan ARIMA([1,53],0,0)(0,1,1)³⁶ Data Curah Hujan Kedungadem dengan SAS

The ARIMA Procedure									
Conditional Least Squares Estimation									
Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t	Lag				
MA1,1	0.71464	0.03315	21.56	<.0001	36				
AR1,1	0.13652	0.04502	3.03	0.0026	1				
AR1,2	0.13213	0.04702	2.81	0.0051	53				
Variance Estimate			0.003162						
Std Error Estimate			0.056235						
AIC			-1415.42						
SBC			-1402.86						
Number of Residuals			486						
* AIC and SBC do not include log determinant.									
Autocorrelation Check of Residuals									
Lag	Square	DF	ChiSq	To	Chi-	Pr >	-----Autocorrelations-----		
6	7.33	3	0.0620	-0.008	0.102	0.041	0.043	0.023	0.019
12	11.70	9	0.2306	0.032	0.019	0.078	-0.013	-0.033	-0.005
18	17.65	15	0.2818	0.028	-0.004	0.060	-0.080	-0.031	0.008
24	21.25	21	0.4439	0.055	-0.043	0.034	0.030	-0.009	0.008
30	25.59	27	0.5413	-0.006	-0.085	0.027	0.001	0.023	0.000
36	30.72	33	0.5813	-0.013	-0.018	0.055	0.000	-0.079	0.002
42	31.91	39	0.7825	0.002	0.042	-0.005	-0.016	0.006	0.012
48	35.14	45	0.8543	-0.010	-0.050	-0.002	-0.011	0.001	-0.057
Tests for Normality									
Test	--Statistic--				-----p Value-----				
Shapiro-Wilk	W	0.992405			Pr < W	0.0142			
Kolmogorov-Smirnov	D	0.037027			Pr > D	0.1019			
Cramer-von Mises	W-Sq	0.175883			Pr > W-Sq	0.0110			
Anderson-Darling	A-Sq	1.06881			Pr > A-Sq	0.0086			

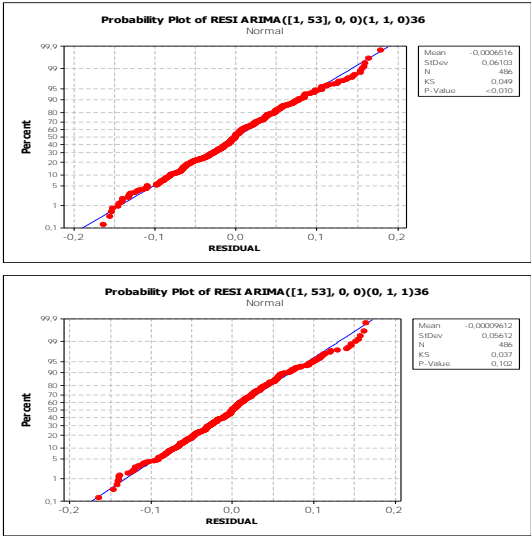
Lampiran 14.

Grafik Distribusi Normal Berbagai Model ARIMA di Pos Cawak



Lampiran 15.

Grafik Distribusi Normal Berbagai Model ARIMA di Pos Kedungadem



Lampiran 16.

**Perhitungan RMSE ARIMA([1,33],1,[1,2])
Curah Hujan Pos Cawak**

Y_i	\hat{Y}_i	$e_i = Y_i - \hat{Y}_i$	e_i^2
27	1,5336986	25,4663	648,5325083
23	1,2760599	21,72394	471,9295727
36	1,0642416	34,93576	1220,507212
0	1,974721	-1,97472	3,899523075
0	1,6360083	-1,63601	2,676523065
0	1,3598561	-1,35986	1,849208673
0	1,1332615	-1,13326	1,28428166
0	0,9463398	-0,94634	0,895559068
0	2,1603695	-2,16037	4,667196431
0	3,6177438	-3,61774	13,08807003
0	6,9000431	-6,90004	47,61059436
0	9,3698647	-9,36986	87,79436428
26	13,4628	12,5372	157,1813911
48	17,561313	30,43869	926,5136888
53	21,358818	31,64118	1001,164373
164	26,544566	137,4554	18893,99623
97	25,404076	71,59592	5125,97628
50	26,283859	23,71614	562,4553454
		MSE	1620,667885
		RMSE	40,2575196

Lampiran 16. (Lanjutan)

**Perhitungan RMSE ARIMA(0,1,[1,2])(0,1,1)³⁶
Curah Hujan Pos Cawak**

Y_i	\hat{Y}_i	$e_i = Y_i - \hat{Y}_i$	e_i^2
27	3,0258824	23,97412	574,7583131
23	4,9177169	18,08228	326,9689622
36	1,1087006	34,8913	1217,402772
0	0,5455143	-0,54551	0,297585837
0	0,1821118	-0,18211	0,033164695
0	1,8121702	-1,81217	3,283960885
0	3,5524868	-3,55249	12,6201625
0	2,7459748	-2,74597	7,540377462
0	1,3977634	-1,39776	1,953742418
0	6,1261631	-6,12616	37,529874
0	2,8311347	-2,83113	8,015323938
0	12,066809	-12,0668	145,6078676
26	30,048143	-4,04814	16,38746002
48	36,393021	11,60698	134,7219592
53	28,626166	24,37383	594,0837615
164	65,726639	98,27336	9657,653537
97	46,019069	50,98093	2599,055375
50	61,614343	-11,6143	134,8929729
		MSE	859,6003985
		RMSE	29,31894266

Lampiran 17.

**Perhitungan sMAPE ARIMA([1,33],1,[1,2])
Curah Hujan Pos Cawak**

Y_i	\hat{Y}_i	$e_i = Y_i - \hat{Y}_i$	$ e_i = Y_i - \hat{Y}_i $	$(Y_i + \hat{Y}_i) / 2$	$\frac{ Y_i - \hat{Y}_i }{(Y_i + \hat{Y}_i) / 2}$
27	1,5336986	25,4663	25,4663	14,26685	1,784998
23	1,2760599	21,72394	21,72394	12,13803	1,789742
36	1,0642416	34,93576	34,93576	18,53212	1,885146
0	1,974721	-1,97472	1,974721	0,987361	2
0	1,6360083	-1,63601	1,636008	0,818004	2
0	1,3598561	-1,35986	1,359856	0,679928	2
0	1,1332615	-1,13326	1,133262	0,566631	2
0	0,9463398	-0,94634	0,94634	0,47317	2
0	2,1603695	-2,16037	2,16037	1,080185	2
0	3,6177438	-3,61774	3,617744	1,808872	2
0	6,9000431	-6,90004	6,900043	3,450022	2
0	9,3698647	-9,36986	9,369865	4,684932	2
26	13,4628	12,5372	12,5372	19,7314	0,635393
48	17,561313	30,43869	30,43869	32,78066	0,928556
53	21,358818	31,64118	31,64118	37,17941	0,85104
164	26,544566	137,4554	137,4554	95,27228	1,442764
97	25,404076	71,59592	71,59592	61,20204	1,169829
50	26,283859	23,71614	23,71614	38,14193	0,621787
				sMAPE	29,10926

Lampiran 17. (Lanjutan)

Perhitungan sMAPE ARIMA(0,1,[1,2])(0,1,1)³⁶ Curah Hujan Pos Cawak

Y_i	\hat{Y}_i	$e_i = Y_i - \hat{Y}_i$	$ e_i = Y_i - \hat{Y}_i $	$(Y_i + \hat{Y}_i)/2$	$\frac{ Y_i - \hat{Y}_i }{(Y_i + \hat{Y}_i)/2}$
27	3,0258824	23,97412	23,97412	15,01294	1,596897
23	4,9177169	18,08228	18,08228	13,95886	1,295398
36	1,1087006	34,8913	34,8913	18,55435	1,880492
0	0,5455143	-0,54551	0,545514	0,272757	2
0	0,1821118	-0,18211	0,182112	0,091056	2
0	1,8121702	-1,81217	1,81217	0,906085	2
0	3,5524868	-3,55249	3,552487	1,776243	2
0	2,7459748	-2,74597	2,745975	1,372987	2
0	1,3977634	-1,39776	1,397763	0,698882	2
0	6,1261631	-6,12616	6,126163	3,063082	2
0	2,8311347	-2,83113	2,831135	1,415567	2
0	12,066809	-12,0668	12,06681	6,033404	2
26	30,048143	-4,04814	4,048143	28,02407	0,144452
48	36,393021	11,60698	11,60698	42,19651	0,27507
53	28,626166	24,37383	24,37383	40,81308	0,597206
164	65,726639	98,27336	98,27336	114,8633	0,855568
97	46,019069	50,98093	50,98093	71,50953	0,712925
50	61,614343	-11,6143	11,61434	55,80717	0,208116
				Smape	25,56612

Lampiran 18.

**Perhitungan RMSE ARIMA([1,53],0,0)(0,1,1)³⁶
Curah Hujan Pos Kedungadem**

Y_i	\hat{Y}_i	$e_i = Y_i - \hat{Y}_i$	e_i^2
28	7,451874	20,548126	422,2255
24	8,50204	15,49796	240,1868
10	0,41252	9,5874804	91,91978
0	0,792779	-0,792779	0,628499
0	0,384313	-0,384313	0,147697
0	2,185391	-2,185391	4,775932
0	4,125591	-4,125591	17,0205
0	6,471974	-6,471974	41,88644
0	2,637172	-2,637172	6,954674
0	8,29811	-8,29811	68,85864
0	11,57888	-11,57888	134,0704
0	37,33725	-37,33725	1394,07
54	47,02475	6,9752519	48,65414
82	64,23427	17,765733	315,6213
94	103,5432	-9,54318	91,07229
94	67,6485	26,351496	694,4013
245	75,24087	169,75913	28818,16
212	33,49663	178,50337	31863,45
		MSE	3569,673
		RMSE	59,74674

Lampiran 19.

**Perhitungan sMAPE ARIMA([1,53],0,0)(0,1,1)³⁶
Curah Hujan Pos Kedungadem**

Y_i	\hat{Y}_i	$e_i = Y_i - \hat{Y}_i$	$ e_i = Y_i - \hat{Y}_i $	$(Y_i + \hat{Y}_i)/2$	$\frac{ Y_i - \hat{Y}_i }{(Y_i + \hat{Y}_i)/2}$
28	7,451874	20,548126	20,54813	17,72594	1,159212
24	8,50204	15,49796	15,49796	16,25102	0,953661
10	0,41252	9,5874804	9,58748	5,20626	1,841529
0	0,792779	-0,792779	0,792779	0,39639	2
0	0,384313	-0,384313	0,384313	0,192157	2
0	2,185391	-2,185391	2,185391	1,092695	2
0	4,125591	-4,125591	4,125591	2,062796	2
0	6,471974	-6,471974	6,471974	3,235987	2
0	2,637172	-2,637172	2,637172	1,318586	2
0	8,29811	-8,29811	8,29811	4,149055	2
0	11,57888	-11,57888	11,57888	5,789438	2
0	37,33725	-37,33725	37,33725	18,66863	2
54	47,02475	6,9752519	6,975252	50,51237	0,13809
82	64,23427	17,765733	17,76573	73,11713	0,242976
94	103,5432	-9,54318	9,54318	98,77159	0,096619
94	67,6485	26,351496	26,3515	80,82425	0,326035
245	75,24087	169,75913	169,7591	160,1204	1,060197
212	33,49663	178,50337	178,5034	122,7483	1,454223
				sMAPE	25,27254

Lampiran 20.**Pemodelan Matematis ARIMA(0,1,[1,2])(0,1,1)³⁶
Curah Hujan Pos Cawak**

$$(1-B)(1-B)^{36}\dot{Z}_t = (1-\theta_1 B^1 - \theta_2 B^2)(1-\Theta_{36} B^{36})a_t$$

$$(1-B^{36}-B+B^{37})\dot{Z}_t = \begin{pmatrix} 1-\theta_1 B^1 - \theta_2 B^2 - \Theta_{36} B^{36} + \\ \theta_1 \Theta_{36} B^{37} + \theta_2 \Theta_{36} B^{38} \end{pmatrix} a_t$$

$$\hat{Z}_t - Z_{t-36} - Z_{t-1} + Z_{t-37} = \begin{pmatrix} a_t - \theta_1 a_{t-1} - \theta_2 a_{t-2} - \Theta_{36} a_{t-36} + \\ \theta_1 \Theta_{36} a_{t-37} + \theta_2 \Theta_{36} a_{t-38} \end{pmatrix}$$

$$\hat{Z}_t = \begin{pmatrix} Z_{t-1} + Z_{t-36} - Z_{t-37} - \theta_1 a_{t-1} - \theta_2 a_{t-2} - \Theta_{36} a_{t-36} + \\ \theta_1 \Theta_{36} a_{t-37} + \theta_2 \Theta_{36} a_{t-38} + a_t \end{pmatrix}$$

Lampiran 21.**Pemodelan Matematis ARIMA([1,53],0,0)(0,1,1)³⁶
Curah Hujan Pos Kedungadem**

$$(1-\phi_1 B^1 - \phi_{53} B^{53})(1-B)^{36}\dot{Z}_t = (1-\Theta_{36} B^{36})a_t$$

$$(1-B^{36}-\phi_1 B^1 + \phi_1 B^{37} - \phi_{53} B^{53} + \phi_{53} B^{89})\dot{Z}_t = a_t - \Theta_{36} a_{t-36}$$

$$\hat{Z}_t - Z_{t-36} - \phi_1 Z_{t-1} + \phi_1 Z_{t-37} - \phi_{53} Z_{t-53} + \phi_{53} Z_{t-89} = a_t - \Theta_{36} a_{t-36}$$

$$\hat{Z}_t = Z_{t-36} + \phi_1 Z_{t-1} - \phi_1 Z_{t-37} + \phi_{53} Z_{t-53} - \phi_{53} Z_{t-89} - \Theta_{36} a_{t-36} + a_t$$

ABOUT THE AUTHOR



“There will be no outcome that’s capables to betraying the process, and Allah will always near if we do the same. Bismillah and Alhamdulillah.” These are principle of the author in her life times. Including for the few times of ideas making, steping, writing, structuring and finishing these Final Project. She’s born in Jakarta on October 19th 1993. She’s the second of three brothers. She’s graduated from the formal academic in SDN Selosari IV Magetan, SMPN 1 Magetan and SMAN 1 Magetan. In June 2012, the author has accepted at Statistics Department of Tenth Nopember Institute of Technology on Diploma Programme with number of registration is 1312030056. During the lecture, the author’s also joined organizations, such as : Dalam Negeri Ministry at Himpunan Mahasiswa Statistika ITS (HIMASTA-ITS; 2012-2013 period) as staff, Syiar Ministry at Forum Studi Islam of Statistics ITS (FORSIS-ITS; 2012-2013 period) as staff, Business Ministry at Koperasi Mahasiswa dr. Angka ITS (KOPMA-ITS; 2012-2013 period) as staff, Badan Pelayanan Umat Jemaah Manarul Ilmi ITS (BPU JMMI; 2012-2013 period) as staff, and the last as assistant of Business Director at KOPMA-ITS (2013-2014 period). As an assistant of Business Director at KOPMA-ITS, she’s got the Project Manager position of Jas Almamater ITS 2014. In addition, the author also love cooking, travelling and reading the economics book. The author also idolized Miss Najwa Shihab because she’s the figure of women who are critically smart in social and economic issues, and also has the political will. The author wants to be a successful entrepreneur because it can hires a lot of unemployment people in her nation. She hopes that Indonesia has more ready to face *Asean Economics Community* (AEC) at December, 31th 2015. For more talk about these Final Project, the author could be contacted by email at : nurulhudainsani@gmail.com.

(Halaman ini sengaja dikosongkan)